



UNIVERSIDAD NACIONAL DE LA PLATA

Desarrollo de metodologías de estimación para sistemas de almacenamiento de energía no convencionales en topologías híbridas

Tesis de Doctorado
Ing. Pedro O. Fornaro

Presentada ante la Facultad de Ingeniería de la
Universidad Nacional de La Plata
como requisito para acceder al grado académico de

DOCTOR EN INGENIERÍA

Dirección de tesis

Dr. Paul Puleston

Jurado de tesis

Dr. Federico Serra.

Dr. Carlos Ocampo-Martinez.

Dr. Ruben Milocco.

La Plata, lunes 20 de marzo de 2023

Pa' quién va' ser si no es para vos...

Agradecimientos

Nacemos, amamos, morimos. En el medio una tesis...

Puedo agradecer eternamente al universo. Quién sabe por qué extraño motivo hoy toca hacer un pequeño aporte. Devolver un poco de todo lo que se me dio. Es y ha sido un placer transitar una nueva etapa, y qué lejos estaría de realidad si quisiera calificarla de sencilla... Debo por esto irremediablemente agradecer a quienes me rodean, y me enseñan con su ejemplo, con su perseverancia, con su silencio, con sus bondades, con sus errores, con sus múltiples formas de existir y habitar el mundo.

Agradezco a mis directores... Cuánto hemos aprendido! Impagables son las horas de trabajo compartidas. Siempre será un honor haber sido su dirigido. He trabajado con baterías pero saber qué motoriza a Piero, es y será un misterio. Y quién sino Paul podría explicarle sobre minuciosidad a lo minucioso.

Agradezco a la logia. El equipo de potencia con quienes hemos emprendido viajes de todo tipo. Gracias a Pablito, Lean, Diego aunque no sea de la P, Facu, John, Jero, Caro. A mis amigos del LEICI y de siempre: Ceci, Delfi, Javi, Simón, Fede, Harry, Ivan, Juan, Sofi, Emi, Mati, Charlie, Nico, y todes les amigos que hice haciendo música... Y no quiero olvidarme de nadie pero es inevitable.

Gracias al resto del grupo por haberme permitido numerosas reuniones con facturas, algún que otro asado, algo de matemática y mates de sobra. Luego de una difícil pandemia, han llegado los días en que los compartimos nuevamente.

Por supuesto, a mi familia toda. Han sido un ejemplo toda la vida. Mis abueles, y mis padres, quienes a pesar de la distancia se la pasan renegando. Mi tía madrina, mi padrino... Quienes con su amor incondicional son un ancla firme, un ineludible punto de referencia. A Maru, al Forna, a mi sobrino Balto. A la Pipa. No te ibas a salvar... Pero es que no es romántico, es verdad... Te amo. Gracias por cada momento... ¿Qué no se arregla con un abrazo? A la loca Juana.

Por último, agradezco a la educación pública. Entendamos que somos parte de un todo, y que nuestros logros no son (únicamente) el resultado de nuestro propio esfuerzo. Ayudemos a derribar el techo de privilegios que inevitablemente nos trae aquí, hoy y ahora.

Resumen

Los sistemas de almacenamiento de energía son esenciales para alcanzar la sustentabilidad energética. Hoy día son un eslabón fundamental en el desarrollo de vehículos eléctricos, así como en la implementación a gran escala de los esquemas de generación eléctrica basados en energías renovables. Sin embargo, aún existen ciertas limitaciones tecnológicas, algunas de ellas intrínsecas al proceso de fabricación y otras dependientes del uso que se le da a estos sistemas.

Teniendo este último aspecto en consideración, en esta tesis se presentan y desarrollan los principales avances en el área de la caracterización de módulos de almacenamiento de energía no convencionales (MANC). En particular, los esfuerzos se centran en el área de la estimación y observación para supercapacitores, baterías de Ión-Litio y baterías de flujo redox, aunque los desarrollos no se limitan a estos sistemas. Partiendo de un estudio exhaustivo de los modelos disponibles en la bibliografía, se realizan aportes en el área del modelado y se propone un esquema que permite observar los estados fundamentales de estos así como medidas validadas de los parámetros internos de los modelos adoptados.

Los desarrollos de esta tesis se basan en la combinación de una multiplicidad de algoritmos, y el éxito de esta combinación requiere de un conocimiento detallado de cada uno de los métodos involucrados. Más precisamente, se emplean algoritmos de observación, estimación y control por modos deslizantes, algoritmos continuos y discretos de estimación. Por estos motivos, en primer lugar se realiza una presentación que condensa los aportes e ideas originales realizadas en las áreas de observación, estimación y modelado para MANC. Luego, en último lugar se presentan y analizan los principales resultados obtenidos.

Índice general

Resumen	vii
Índice de figuras	xv
Índice de tablas	xxi
Lista de términos y abreviaturas	xxiii
Introducción y motivaciones	xxv
1 Sustentabilidad energética	1
1.1 Energías renovables	1
1.1.1 Energía solar	3
1.1.2 Energía eólica	5
1.1.3 Energía marina	7
1.1.4 Otras energías transitivas	9
1.2 Módulos de almacenamiento de energía no-convencionales	11
1.2.1 Supercapacitores (SC)	12
1.2.2 Baterías de Ión-Litio (BL)	15
1.2.3 Baterías de flujo redox (BFRV)	17
1.2.4 Pilas de combustible (PC)	19
1.3 Resumen	21
2 Principios de los sistemas de almacenamiento de energía	23
2.1 Conceptos fundamentales	23
2.1.1 Vida útil	24
2.1.2 Carga y capacidad de carga	24
2.1.3 Pérdidas serie	25
2.1.4 Eficiencia	26
2.1.5 Carta de Ragone	27
2.2 Sistemas híbridos para generación de energía y aplicaciones móviles	31
2.2.1 Sistemas de generación distribuida	32
2.2.2 Aplicaciones móviles	34
2.2.3 Métodos de carga - <i>Vehicle to grid</i>	35

2.3	Arquitecturas de sistemas híbridos basados en MANC	36
2.3.1	Configuración paralela directa	37
2.3.2	Configuración paralela indirecta simple	37
2.3.3	Configuración paralela indirecta basada en múltiples con- vertidores	39
2.4	Resumen	40
3	El quid de la cuestión	41
3.1	Área de operación segura	41
3.1.1	Abusos térmico y mecánico	43
3.1.2	Abuso eléctrico	44
3.1.3	Otras consideraciones en BFRV	45
3.1.4	Otras consideraciones en BL y SC	45
3.2	Estados del alfabeto	46
3.2.1	Estado de carga (SoC)	47
3.2.2	Estado de salud (SoH)	48
3.2.3	Otros estados y variables energéticas	49
3.3	Las soluciones industriales	50
3.3.1	Funciones de un BMS	50
3.3.2	Los inconvenientes de los BMS	52
3.4	Métodos propuestos para la estimación de los estado de salud (SoH) y estado de carga (SoC)	52
3.4.1	Estimación del SoH	53
3.4.2	Estimación del SoC	56
3.5	Resumen	58
4	Nuevas propuestas para observadores en sistemas de almacena- miento	59
4.1	Introducción al modelado de los MANC	60
4.1.1	Modelos de circuito eléctrico equivalente para sistemas de almacenamiento	60
4.2	Estudio de observadores lineales para sistemas de almacenamiento .	64
4.2.1	Parametrización de los observadores lineales	64
4.2.2	La necesidad del uso de observadores adaptivos	65
4.3	Nuevas propuestas de observación de sistemas de almacenamiento basadas en diferenciadores por modos deslizantes	67
4.3.1	Breve repaso de las estructuras basadas en MD	67
4.3.2	Nuevo esquema de observación adaptivo basado en diferen- ciadores por MD	68
4.4	Diferenciadores estándar, filtrante y de seguimiento	71

4.4.1	Diferenciadores por modos deslizantes de segundo orden estándar (SMD)	73
4.4.2	Diferenciadores por modos deslizantes de segundo orden filtrantes (FSMD)	74
4.4.3	Diferenciadores por modos deslizantes de segundo orden de seguimiento (TSMD)	75
4.4.4	Notas	77
4.5	Inconvenientes en otros esquemas de observación	78
4.5.1	Observadores por MD de primer orden	78
4.5.2	Observadores basados en Filtros de Kalman	79
4.6	Resumen	80
5	Desarrollo y ajuste de métodos de estimación para sistemas de almacenamiento	81
5.1	El problema de la estimación	81
5.2	Determinación de modelos para los MANC	83
5.2.1	Modelos de caja gris para MANC	83
5.2.2	Resumen de aportes en el área del modelado de sistemas de almacenamiento	89
5.3	Métodos de estimación para la propuesta de observación adaptiva desarrollada	89
5.3.1	Métodos recursivos de estimación para aplicaciones en tiempo real	91
5.4	Aportes para la validación de resultados	95
5.4.1	Tiempo de convergencia en el RLS con factor de olvido	95
5.4.2	Ajuste de la velocidad de convergencia incluyendo una ganancia variable	96
5.4.3	Ajuste del factor de olvido.	97
5.4.4	Potencialidad del esquema propuesto para la estimación de parámetros	98
5.5	Otros algoritmos de estimación aplicados	99
5.5.1	RLS con factor de olvido discreto	99
5.5.2	Filtro de Kalman discreto	100
5.5.3	Estimación de parámetros basada en MD	101
5.6	Resumen	102
6	Persistencia de la excitación como elemento de diseño	103
6.1	Una definición clásica	103
6.1.1	Persistencia en el RLS con factor de olvido	106
6.1.2	Interpretación del significado físico de un regresor persistente	107
6.1.3	Determinación del orden del modelo	108

6.2	Persistencia de la excitación en aplicaciones móviles	109
6.2.1	Conversión de potencia mecánica del VE a potencia eléctrica	110
6.2.2	Perfiles de conducción estandarizados	111
6.2.3	Medición de la persistencia en aplicaciones móviles	112
6.3	Velocidad de convergencia de los algoritmos de estimación	118
6.4	Persistencia en aplicaciones estacionarias	119
6.4.1	Electrolinera incluyendo turbinas eólicas y sistemas de almacenamiento	120
6.4.2	Inyección de señales persistentes	124
6.5	Persistencia de la excitación en algoritmos de estimación discretos .	124
6.5.1	Persistencia de la excitación en métodos de estimación recursiva discretos con factor de olvido	126
6.6	Resumen	127
7	Desarrollo de la metodología de estimación en tiempo real	129
7.1	Recapitulación del problema	129
7.2	Metodología de estimación en tiempo real para MANC	130
7.2.0	Paso 0: determinación de la convergencia de los diferenciadores por MD	130
7.2.1	Paso 1: estimación en pausa	133
7.2.2	Paso 2: comienzo del proceso de estimación	135
7.2.3	Paso 3: transformación de los elementos del MCE	136
7.2.4	Paso 4: pérdida de persistencia e inyección de señales persistentes.	139
7.2.5	Paso 5: estimación de los estados del sistema de almacenamiento	140
7.3	Algunos aspectos prácticos	141
7.3.1	Acondicionamiento de corrientes y tensiones	142
7.3.2	Reducción de <i>chattering</i> de los diferenciadores	142
7.3.3	Análisis de los resultados de estimación	142
7.3.4	Notas sobre la metodología presentada	143
7.3.5	Determinación de los umbrales λ_{ON} y λ_T	143
7.4	Resumen	144
8	Principales resultados	145
8.1	Estimación de parámetros en aplicaciones móviles	145
8.1.1	Características de los sistemas de almacenamiento	146
8.1.2	Perfil de corriente y convergencia de los diferenciadores . . .	148
8.1.3	Resultados de la estimación de parámetros eléctricos del MCE en BL	151
8.1.4	Estimación de índices de salud	155

8.1.5	Estimación del estado de carga	157
8.1.6	Estimación de parámetros del SC en VE	160
8.2	Estimación de parámetros en aplicaciones estacionarias: electrolineras	161
8.2.1	Perfil de corriente y tensión en el bus de CC	162
8.2.2	Técnica de estimación dual para BFRV	163
8.2.3	Estimación de parámetros de las BFRV en condiciones nominales: estimación de orden 4	165
8.2.4	Estimación de parámetros de las BFRV para medición del SoH	168
8.3	Desempeño de los diferenciadores por MD en la metodología de estimación	173
8.3.1	Comparación de los resultados de estimación empleando SMD y FSMMD	174
8.3.2	Comparación de los resultados de estimación empleando FSMMD y TSMD	177
8.4	Tiempo de convergencia de las estimaciones	180
8.5	Estimación de SoC en modelo electroquímico de BL	182
8.6	Resultados empleando otros algoritmos de estimación	184
8.6.1	Estimación de parámetros en BFRV utilizando RLS discreto con factor de olvido	184
8.6.2	Comparación de resultados de estimación empleado RLS y FK	187
8.6.3	Estimación de parámetros empleando MD	188
8.7	Estimación de parámetros de pacientes ventilados mecánicamente .	190
8.8	Resumen	193
9	Conclusiones y trabajo futuro	195
9.1	Conclusiones	195
9.2	Trabajo futuro	197
A	Convergencia de los diferenciadores homogéneos por modos deslizantes	199
	Bibliografía	201

Índice de figuras

1.1	Evolución de la matriz energética mundial. Fuente: IEA (International Energy Agency)	2
1.2	Matriz energética argentina. Fuente: ministerio de economía.	2
1.3	Radiación solar global horizontal. Promedio por día.	3
1.4	Esquema de conexión para paneles solares.	4
1.5	Velocidad promedio anual del viento a baja altura (50m).	5
1.6	Espectro de potencia de Van der Hoven ilustrativo. Esquema ilustrativo extraído de [16].	6
1.7	Esquema de conexión para sistemas de conversión de energía eólica.	7
1.8	Emisiones de CO_2 por sector. Gráfico estimativo extraído de la IEA.	11
1.9	Esquemático de un supercapacitor.	13
1.10	Banco de SC de 20 elementos, 2p-10s.	14
1.11	Esquema ilustrativo de una celda de BL.	16
1.12	Esquema ilustrativo de una celda de BFRV.	18
1.13	Esquema ilustrativo del principio de funcionamiento de una pila de combustible. Imagen extraída de [70].	20
2.1	Carta de Ragone, ejemplo ilustrativo.	28
2.2	Carta tipo radar de 5 parámetros.	29
2.3	Esquemas ilustrativos de SH de generación y almacenamiento de energía.	31
2.4	Ejemplos de VE basados en PC.	35
2.5	Esquema de una arquitectura de conexión paralela directa.	37
2.6	Esquema de una arquitectura de conexión indirecta simple.	38
2.7	Esquema de una arquitectura de conexión indirecta completa.	39
3.1	Rango de funcionamiento adecuado para la tensión de los MANC.	44
3.2	Ejemplos de BMS para módulos de MANC.	51
3.3	Ejemplo de la relación no-lineal entre tensión de circuito abierto y carga almacenada. En el ejemplo se asume una batería con una carga nominal máxima Q_M y un rango de funcionamiento en tensión de v_{min} a v_{max}	54

3.4	Curvas de envejecimiento ilustrativas de las BL. a) Curvas de TCA vs Q . b) Curvas de CI vs TCA.	55
4.1	Modelos de circuito eléctrico equivalente para un SC. (a) MCE de primer orden. (b) MCE de segundo orden.	60
4.2	Tensión de circuito abierto en una BL modelada linealmente.	62
4.3	MCE equivalente de segundo orden para una BL.	63
4.4	Esquema de estimación de parámetros con un observador adaptivo lineal.	67
4.5	Esquema propuesto para la estimación de parámetros basado en la FCGF.	71
4.6	Diagrama en bloques de un SMD.	73
4.7	Diagrama en bloques de un FSMD.	75
4.8	Diagrama en bloques de un TSMD.	76
5.1	Ilustración del resultado de una espectroscopía de impedancia para BL.	85
5.2	MCE de orden n para una BL.	85
5.3	TCA vs carga en un SC. Ejemplo ilustrativo.	86
5.4	Ejemplos ilustrativos de TCA vs carga en BL. a) Electrodo de LB de LMO/grafito. b) Electrodo de LNMCO/grafito.	87
5.5	Gráfico ilustrativo de la TCA vs carga en BFRV.	89
5.6	Ventana de olvido con $q = 0,5$	98
6.1	Ejemplo ilustrativo del significado físico de la persistencia del regresor lineal.	107
6.2	Esquema ilustrativo de sistemas de almacenamiento en VE.	109
6.3	Perfiles de conducción estandarizados. (a) Perfil de conducción urbano de Nueva York (PUNY). (b) Perfil de conducción en autopista (PCA). (c) Perfil urbano estandarizado <i>Urban Dynamometer Driving Schedule</i> (UDDS). (d) Perfil de evaluación y mantenimiento (IM240).	112
6.4	Perfil de corriente para los MANC obtenidos empleando: (a) PUNY; (b) PCA; (c) UDDS; (d) IM240.	113
6.5	Esquema de conexión paralela indirecta para SC y BL en un VE.	114
6.6	Corrientes para el SC y BL. (a) Perfil de corriente en el bus de CC. (b) Corriente en el SC. (c) Corriente en la BL.	115
6.7	MCE para SC y BL evaluados con perfiles estandarizados. a) y d) MCE de primer orden para BL y SC respectivamente. b) y e) MCE de segundo orden para BL y SC respectivamente. c) y f) MCE de tercer orden para BL y SC respectivamente.	116

6.8	(a) Mínimo autovalor de la matriz de covarianza en BL. (b) Número de condición.	117
6.9	(a) Mínimo autovalor de la matriz de covarianza en SC. (b) Número de condición.	118
6.10	Esquemático del sistema híbrido empleado.	120
6.11	Perfil de carga de VE.	121
6.12	Perfil de viento de 24hs y potencia extraída.	122
6.13	Perfil de corriente de 24hs en las BFRV.	123
6.14	Perfil de persistencia en BFRV. a) Mínimo autovalor de $\mathcal{R}(t)$. b) Número de condición de $\mathcal{R}(t)$	123
7.1	Ejemplo ilustrativo para la determinación de la cota de Lipschitz. a) Corriente empleada (Perfil estandarizado PCA). b) Evolución de la Ecuación (7.2) ($\dot{\mu}_2$). c) Estimación de la derivada tercera de $f(t)$ a partir de ν	132
7.2	Error en la convergencia inicial de los SMD. Imagen ilustrativa. . .	133
7.3	Ilustración de los pasos 2 y 3 del proceso de estimación con evaluación de $\lambda_{min}(\mathcal{R})$	135
7.4	Modelo de circuito eléctrico de primer y segundo orden.	136
7.5	Ilustración de una señal pseudo-aleatorias filtrada.	140
7.6	Esquema ilustrativo de la metodología de estimación diseñada. . . .	141
8.1	Modelos de circuito eléctrico empleados. a) MCE para SC. b) MCE para BL.	146
8.2	Esquema de conexión paralela indirecta para SC y BL en un VE. . .	147
8.3	Corriente y tensión en bornes de un módulo de BL.	148
8.4	Corriente y tensión en bornes del banco de SC.	148
8.5	Estimaciones de la corriente en bornes de un módulo de BL (I) y sus derivadas de primer y segundo orden.	149
8.6	Estimaciones de la tensión medida en bornes de un módulo de BL (v_m) y sus derivadas de primer y segundo orden.	150
8.7	Estimaciones de la corriente en bornes del banco de SC (I) y sus derivadas de primer y segundo orden.	150
8.8	Estimaciones de la tensión medida en bornes del banco de SC (v_m) y sus derivadas de primer y segundo orden.	151
8.9	Resultados de estimación de parámetros de la BL sin ruido en las mediciones de corriente y tensión.	152
8.10	Análisis de la PE para el período seleccionado. a) Evolución de $\lambda_{min}(\mathcal{R}(t))$ y umbrales seleccionados. b) Períodos de estimación y cota para la convergencia de los parámetros.	153
8.11	Corriente y tensión en bornes de un módulo de BL.	153

8.12	Resultados de estimación de parámetros de la BL con ruido en las mediciones de corriente y tensión.	154
8.13	Estimación del SoH. a) Resultados de la estimación del índice \hat{K}_Q . b) Resultados de la estimación del índice \hat{K}_r	156
8.14	Curvas de envejecimiento ilustrativas de las BL. a) Curvas de TCA vs Q . b) Curvas de CI vs TCA.	157
8.15	Curva de TCA (x_p) vs SoC.	158
8.16	Estimación del SoC. a) Resultados empleando los métodos propuestos. b) Error relativo cometido.	158
8.17	Estimación de la tensión de circuito abierto (TCA) x_p	159
8.18	Resultados de la estimación de parámetros en el SC. a) Estimación de la resistencia serie r_Ω . b) estimación de la capacidad principal C_p	160
8.19	Estimación del índice de salud K_r para los SC.	160
8.20	Esquemático del sistema híbrido empleado.	161
8.21	Perfil de corriente y tensión en las BFRV.	162
8.22	Esquemático del MCE para BFRV empleado.	163
8.23	Período de 80 minutos empleado para la estimación de parámetros en BFRV. a) Perfil de corriente. b) Corriente inyectada. c) Tensión medida v_m . d) Nivel de PE resultante en términos de $\lambda_{min}(\mathcal{R})$. e) Indicación de los períodos de estimación y cota de error de la estimación	166
8.24	Resultados de la estimación de parámetros a) Resistencia ohmica. b) Capacidad incremental. c) Resistencia de polarización. d) Capacidad de polarización.	167
8.25	Resultados de la estimación del estado de carga en condiciones nominales de funcionamiento.	168
8.26	Perfiles de corriente y tensión empleados para la evaluación de los índices del SoH.	169
8.27	Estimación del índice K_Q para la determinación del estado de salud. a) Estimación del SoC requerida. b) Estimación de capacidad de carga (Q_M) resultante. c) Estimación de K_Q	170
8.28	Estimación del índice K_r para la determinación del estado de salud. a) Estimación de la resistencia interna requerida. b) Estimación de K_r	171
8.29	Índice del estado de salud basado en las pérdidas de las BFRV. a) Nivel de persistencia basado en $\lambda_{min}(\mathcal{R})$ para la estimación de orden 5. b) Períodos de estimación y cota de error para la validación de las estimaciones. c) Estimación del índice de salud K_η	172
8.30	Estimación de los parámetros θ_i sin ruido en las mediciones.	174

8.31	Error relativo en la estimación de parámetros θ_i sin ruido en las mediciones utilizando SMD y FSMD.	175
8.32	Estimación de los parámetros θ_i con ruido en las mediciones.	176
8.33	Error relativo en la estimación de parámetros θ_i con ruido en las mediciones utilizando SMD y FSMD.	177
8.34	Estimación de una variable $f(t) = 0$ y su derivada empleando a) TSMD y b) FSMD.	178
8.35	Error relativo en la estimación de parámetros θ_i sin ruido en las mediciones utilizando FSMD y TSMD.	179
8.36	Error relativo en la estimación de parámetros θ_i con ruido en las mediciones utilizando FSMD y TSMD.	180
8.37	Análisis de la velocidad de convergencia de las estimaciones. a) Convergencia del TSMD para la estimación de la corriente. b) Convergencia del TSMD para la estimación de la tensión. c) Estimación de la CI (parámetros validados). d) Cotas para la convergencia del estimador y períodos de estimación.	181
8.38	Curva característica de TCA vs Q de una BL electroquímica de Matlab-Simulink	183
8.39	Estimación del estado de carga para el modelo electroquímico de BL.	184
8.40	Perfil de 24hs de corriente filtrado.	185
8.41	Densidad espectral de potencia para los períodos indicados del perfil de corriente.	185
8.42	Evaluación de PE mediante $\lambda_{min}(\mathcal{P}_k^{-1})$	186
8.43	Resultado de la estimación de parámetros de la BFRV.	186
8.44	Resultado de la estimación de parámetros de una BL empleando diferentes algoritmos de estimación discretos.	188
8.45	Resultado de la estimación de parámetros de una BL empleando estimadores por MD.	190
8.46	MCE de primer orden para pacientes ventilados mecánicamente.	191
8.47	Presión y flujo de un paciente virtual para la estimación de parámetros.	191
8.48	Resultados de la estimación de parámetros del sistema pulmonar empleando RLS.	192
8.49	Resultados de la estimación de parámetros del sistema pulmonar empleando la propuesta de estimador por MD modificado.	193

Índice de tablas

1.1	Baterías de Ión-Litio en vehículos eléctricos comercializados.	16
3.1	Listado de estados comúnmente empleados.	49
6.1	Parámetros empleados para la generación de los perfiles de velocidad.	111
8.1	Parámetros nominales del modelo de banco de SC empleado.	147
8.2	Parámetros nominales del modelo de BL empleado.	147
8.3	Cotas de Lipschitz para los diferenciadores empleados.	149
8.4	Evaluación del SoH basada en los índices \hat{K}_Q y \hat{K}_r	157
8.5	Parámetros nominales del modelo de BFRV empleado.	166
8.6	Valores de los parámetros empleados para el estimador basado en MD.	189

Lista de términos y abreviaturas

AOS área de operación segura	42
BFR baterías de flujo redox	12
BFRV BFR de Vanadio	18
BL baterías de Ión-Litio	12
BMS <i>battery management systems</i>	50
CA corriente alterna	36
CC corriente continua	36
CI capacidad incremental	54
FCGF forma canónica generalizada de M. Fliess	70
FK filtro de Kalman-Bucy	79
FSMD diferenciador por MD filtrante	71
GD generación distribuida	32
MANC módulos de almacenamiento de energía no-convencionales	xxvi
MCE modelos de circuito eléctrico	55
MD modos deslizantes	67
PC pilas de combustible	12
PE persistencia de la excitación	103
Q carga almacenada	54
RLS estimador recursivo por mínimos cuadrados	93
SC supercapacitores	12
SCEE sistema de conversión de energía eólica	119

SH sistemas híbridos	xxvi
SMD diferenciador por MD estándar	71
SoC estado de carga	47
SoH estado de salud	48
TCA <i>tensión de circuito abierto</i>	44
TSMD diferenciador por MD de seguimiento	71
UDDS <i>Urban Dynamometer Driving Schedule</i>	114
V2G <i>vehicle-to-grid</i>	35
VE vehículos eléctricos	12

Introducción y motivaciones

Objetivos

Los sistemas basados en fuentes de energía renovables son fundamentales para alcanzar la sustentabilidad energética. Por otro lado, la generación de energía basada en petróleo, gas, carbón, y otras fuentes contaminantes es insostenible. La contaminación medioambiental y la devastación generada por una sociedad con un enorme nivel de consumo debe ser constante e incansablemente inquirida. En este sentido, buscar opciones que reemplacen a las energías actualmente contaminantes es esencial.

Es por esto que se realizan constantemente y en todo el mundo, esfuerzos para aumentar la viabilidad en la implementación a gran escala de los sistemas de energías renovables. Sin embargo, con los medios tecnológicos actualmente disponibles, las energías renovables no son por sí solas capaces de proveer la energía demandada. La investigación y el desarrollo en esta área, han demostrado la necesidad de la utilización de módulos de almacenamiento de energía. Estos son necesarios para lidiar con la inherente intermitencia en la energía generada por los sistemas renovables y son también fundamentales para regular la calidad de la energía entregada a la red.

Otro aspecto fundamental en el camino hacia la sustentabilidad energética es el de reemplazar los medios actuales de transporte. Estos son en una amplia mayoría sistemas basados en motores de combustión interna, por lo que utilizar sistemas de propulsión eléctricos, basados en sistemas de almacenamiento de energía eficientes y no contaminantes es un tema de primordial importancia en la actualidad. Esto permitiría reducir la dependencia con los hidrocarburos así como el impacto ambiental generado por dichos sistemas.

Sin embargo, en el campo de los sistemas de almacenamiento aún hay un largo camino para recorrer. A pesar de los enormes avances en el desarrollo de nuevos materiales para los sistemas de almacenamiento, así como en los sistemas de control que regulan la eficiencia en el uso y confiabilidad, el estudio de los sistemas de observación y estimación de parámetros en los sistemas de almacenamiento es un área en constante crecimiento. Obtener medidas que permitan caracterizar de forma robusta y precisa las variables que afectan el desempeño en el uso de los

sistemas de almacenamiento, es crucial. Esto permitiría por un lado, relevar datos en tiempo real que cuantifiquen el deterioro de estos sistemas, así como proveer medidas adecuadas para los sistemas de control reguladores.

En este contexto, el principal objetivo de esta tesis es el de contribuir en la investigación y elaboración de nuevas soluciones tecnológicas para mejorar la eficiencia y el desempeño de sistemas híbridos (SH), que combinan fuentes alternativas de energía y módulos de almacenamiento de energía no-convencionales (MANC). Es decir, colaborar en el camino hacia la sustentabilidad energética a través de proponer innovaciones y soluciones a las problemáticas actuales. De esta forma, dentro de los objetivos particulares se encuentra el desarrollo de nuevas técnicas de estimación y observación de parámetros y estados, que permiten caracterizar de forma precisa y robusta el comportamiento de una diversidad de MANC tanto para aplicaciones móviles como estacionarias.

Para lograr esto último se realiza un estudio detallado de las principales características de estos sistemas y de una variedad de modelos estandarizados. Luego a partir de un estudio de las condiciones de identificabilidad, se realizan aportes en esta área, para utilizar modelos aptos para los MANC según la aplicación considerada. Finalmente, se procede al desarrollo de las técnicas para estimación de parámetros y estados en tiempo real. Paralelamente, se consideran las particularidades y variaciones que surgen al emplear estos sistemas de almacenamiento en aplicaciones móviles o estacionarias.

Organización

Esta tesis se organiza de la siguiente manera: los primeros 2 capítulos poseen de forma condensada los principales lineamientos, requeridos como marco teórico para el desarrollo de esta tesis; a partir del capítulo 3 en adelante son desarrollados los principales aportes. A continuación se describen sucintamente los contenidos de cada capítulo:

- El Capítulo 1 es una breve introducción. En este se desarrollan la motivación y objetivos del trabajo. Se introducen conceptos fundamentales sobre los sistemas basados en energías renovables y posteriormente algunos de los aspectos más relevantes de los MANC estudiados en esta tesis.
- El Capítulo 2 presenta de forma general los conceptos fundamentales de los MANC. Posteriormente son introducidos algunos aspectos tecnológicos relacionados con las aplicaciones en las cuales son empleados estos sistemas de almacenamiento. En último lugar, se presentan algunos sistemas híbridos de interés, en los cuales se enmarcan los desarrollos presentados en esta tesis.

- En el Capítulo 3, se presentan y estudian las variables energéticas de principal interés para los MANC, y posteriormente son presentadas nuevas propuestas para mejorar la obtención de estas variables. Para esto, en primer lugar se realiza un breve recorrido por las definiciones más usuales, y se presentan los métodos industriales empleados para la determinación de dichas variables, así como algunas de sus limitaciones.
- El Capítulo 4 posee el principal objetivo de presentar una nueva propuesta para la observación de estados en MANC. Para ello, en primer lugar son introducidos los modelos de circuito eléctrico utilizados, los cuales se emplean para el diseño de algoritmos de observación tanto lineales como no lineales, basados en modos deslizantes. Luego, se provee una alternativa para la descripción del modelo y posteriormente es introducida una nueva técnica adaptiva, la cual se basa en diferenciadores por modos deslizantes.
- En el Capítulo 5, se presentan los métodos de estimación de parámetros empleados, junto con las modificaciones propuestas para aplicar estos estimadores en tiempo real para caracterizar a los MANC. Los algoritmos presentados son desarrollados para ser utilizados en aplicaciones tanto móviles como estacionarias.
- En el Capítulo 6, se realiza un estudio de la persistencia de la excitación, la cual es fundamental para garantizar la convergencia de las estimaciones realizadas. Los aportes de este estudio son principalmente dos: por un lado, permite determinar el orden adecuado para los modelos de MANC adoptados según la aplicación considerada; por otro lado, permite proveer una cota del tiempo de convergencia de los algoritmos de estimación estudiados.
- En el Capítulo 7 se emplean y vinculan los aportes de los capítulos previos, para desarrollar una nueva metodología de estimación. Esta es diseñada para realizar una combinación exitosa de los algoritmos empleados, garantizando la obtención de estimaciones precisas y validadas de los parámetros, estados y de las principales variables energéticas de los MANC.
- El Capítulo 8 contiene los principales resultados prácticos, obtenidos al emplear la metodología de estimación de parámetros y estados diseñada. Los resultados ilustrados en este capítulo, han sido presentados en las principales publicaciones realizadas en el marco de esta tesis.
- Por último son presentadas las conclusiones. Se realiza una recapitulación de las contribuciones realizadas por esta tesis, así como un listado de futuras líneas de trabajo.

Publicaciones

A continuación, se detallan los trabajos publicados o en evaluación en el marco de esta tesis.

Trabajos en revistas internacionales:

1. *Redox flow battery time-varying parameter estimation based on high-order sliding mode differentiators*. **P. Fornaro**, T. Puleston, P. Puleston, M. Serra-Prat, R. Costa-Castello, P. Battaiotto. International Journal of Energy Research, en prensa, aceptado el 16/6/2022. DOI: 10.1002/er.8319
2. *On-line parameter estimation of a Lithium-Ion battery/supercapacitor storage system using filtering sliding mode differentiators*. **P. Fornaro**, P. Puleston, P. Battaiotto. Journal of Energy Storage, Vol. 32, diciembre 2020. DOI: 10.1016/j.est.2020.101889
3. *State-of-Charge and State-of-Health variable-gain estimation based on tracking sliding mode differentiators for an electric vehicle Lithium-ion battery*. **P. Fornaro**, P. Puleston, P. Battaiotto. Enviado a Journal of Energy Storage. En quinta vuelta de revisión.
4. *Electric Vehicle Charging Station Based on Wind Energy: Evaluation of the Power Profile for Vanadium Redox Flow Batteries Estimation*. **P. Fornaro**, T. Puleston, P. Puleston, P. Battaiotto, R. Costa-Castello, M. Serra-Pratt. Enviado a IEEE Latin America Transactions.

Trabajos publicados en congresos internacionales

1. *Feasibility analysis of a class of high-order sliding-mode differentiators for redox flow batteries parameter estimation*. **P. Fornaro**, T. Puleston, P. Puleston, M. Serra-Pratt, R. Costa-Castello, P. Battaiotto. VSS 2022 – 16th International Workshop on Variable Structure Systems and Sliding Mode Control. Fecha: 11-14 de septiembre de 2022.
2. *Electrolinera para vehículos eléctricos: evaluación del perfil de potencia de turbinas eólicas para estimación de parámetros en baterías de flujo-redox*. **P. Fornaro**, T. Puleston, P. Puleston, P. Battaiotto, M. Serra-Pratt, R. Costa-Castello. Enviado a IV Workshop on Wind (and) Wave Energy WWWE 2022. Organiza la Univ. Complutense de Madrid. Fecha: 15 de diciembre de 2022.

Trabajos publicados en congresos y jornadas nacionales

1. *Análisis de diferenciadores por modos deslizantes aplicados a la estimación de parámetros en sistemas híbridos de almacenamiento de energía.* **P. Fornaro**, P. Battaiotto, P. Puleston. RPIC 2021 – XIX reunión de trabajo en procesamiento de la información y control. Fecha: 3-5 de noviembre de 2021.
2. *Estimación sistemática de parámetros del sistema pulmonar bajo ventilación mecánica.* D. Riva, **P. Fornaro**, C. Evangelista, Luis Corsiglia, Nahuel Dargains, P. Puleston. 6tas Jornadas de Investigación Transferencia Extensión y Enseñanza de la Facultad de Ingeniería 2021. Fecha: 14-16 de septiembre de 2021.
3. *Estimación de los estados de carga y de salud en sistemas híbridos basados en supercapacitores y baterías de litio.* **P. Fornaro**, P. Puleston, P. Battaiotto. 6tas Jornadas de Investigación Transferencia Extensión y Enseñanza de la Facultad de Ingeniería 2021. Fecha: 14-16 de septiembre de 2021.
4. *Metodología de estimación en tiempo real para un sistema de almacenamiento supercapacitor/batería de Ión-Litio en vehículos eléctricos.* **P. Fornaro**, P. Battaiotto, P. Puleston. 27º Congreso Argentino de Control Automático AADECA'20 Virtual. Fecha: 28-30 de octubre de 2020.
5. *Estimación de Parámetros Basada en Diferenciadores por Modo Deslizante Filtrantes para el Modelado Pulmonar Bajo Respiración Asistida.* D. Riva, **P. Fornaro**, C. Evangelista, P. Puleston. 27º Congreso Argentino de Control Automático AADECA'20 Virtual. Fecha: 28-30 de octubre de 2020.
6. *Sistema de almacenamiento con Supercapacitores y Baterías de Ion-Litio: Evaluación de los estados de carga y de salud vía modos deslizantes.* **P. Fornaro**, P. Battaiotto, P. Puleston. XVIII reunión de trabajo en procesamiento de la información y control (RPIC 2019) Fecha: 18-20 de septiembre de 2019. ISBN: 978-9871648-44-3
7. *Diseño y construcción integral de un banco de supercapacitores: del modelado al estado de carga.* **P. Fornaro**, P. Battaiotto, P. Puleston, D. Riva, J. Moré, J. Talpone. 5tas Jornadas de Investigación Transferencia y Extensión de la Facultad de Ingeniería (ITE 2019) Fecha: 8-13 de abril de 2019.
8. *Control de sistema híbrido de energía basado en pilas de combustible y supercapacitores.* J.L. Anderson, J. Moré, P. Puleston, **P. Fornaro** 5tas Jornadas de Investigación Transferencia y Extensión de la Facultad de Ingeniería (ITE 2019) Fecha: 8-13 de abril de 2019.

Capítulo 1

Sustentabilidad energética

Este capítulo presenta los lineamientos que guían la labor científica que con tanto esfuerzo es realizada día a día en todos los puntos del globo. Esto, porque es fundamental entender porqué realizamos incansablemente nuestras labores, abogando por un mundo más justo y sustentable.

La humanidad ha perdido el vínculo estrecho que durante milenios mantuvo con la naturaleza. No empero han sido los avances tecnológicos desarrollados en los últimos siglos, los cuales han provisto mejoras sustanciales a nuestra calidad de vida. Sin embargo, ha sido demostrado, particularmente en el devenir de los últimos años, que la influencia de la humanidad en nuestro planeta puede traer consecuencias devastadoras: cambio climático, extinción masiva de especies vegetales y animales, niveles de contaminación nunca antes vistos. Es imprescindible e impostergable cambiar nuestra forma de interactuar con el mundo circundante, lo cual requiere sin lugar a dudas, un cambio de paradigma, con el cual esta tesis intenta colaborar.

1.1. Energías renovables

Relegar los avances tecnológicos logrados y volver a la edad de piedra, no parece ser una opción. Sin embargo, nuestro estilo de vida es sostenido a costa de un elevado consumo energético, el cual trae consigo además, un considerable deterioro medioambiental. Por lo tanto, es primordial examinar otras alternativas que aún puedan ser viables. El aspecto que interesa considerar aquí es el de la generación, distribución y almacenamiento y uso de energía eléctrica. Las energías contaminantes abarcan un alto porcentaje de la matriz energética mundial de generación de energía, como puede observarse en la Figura 1.1 [1][2][3]. Allí puede observarse que la tendencia global de las últimas décadas ha sido la de aumentar la capacidad instalada para la generación de energía basada en fuentes renovables. Por otro lado, en Argentina la distribución de la matriz energética de generación es

como puede visualizarse en la Figura 1.2 [4]. Aquí es posible observar que la energía

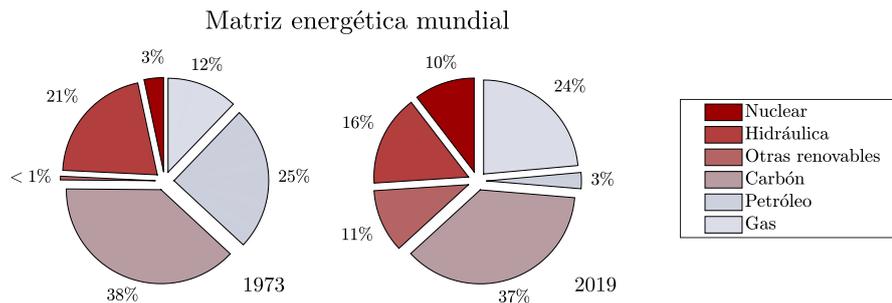


Figura 1.1: Evolución de la matriz energética mundial. Fuente: IEA (International Energy Agency)

proveniente de fuentes renovables representa apenas un 6 %. Esto, representa una diferencia de aproximadamente un 30 % con respecto a la producción mundial. En promedio en el resto del globo, la producción de energía basada en fuentes renovables alcanza aproximadamente un 37 %, considerando las energías nuclear, geotérmica, solar o eólica. Sin embargo, como veremos más adelante, en nuestro país se dispone de abundantes recursos energéticos los cuales podrían aumentar significativamente la energía producida por fuentes renovables. Sin más, esto indica que aún hay mucho camino por delante.

En lo que respecta a las fuentes contaminantes, la diferencia entre los medios de producción energética empleados a nivel mundial y nacional son considerablemente diferentes. En nuestro país, la matriz está constituida en un 88 % por gas, petróleo y carbón. Sin embargo a nivel mundial, el petróleo representa apenas un 3 %, el gas un 24 % y el carbón un 37 %. A continuación se discute brevemente el

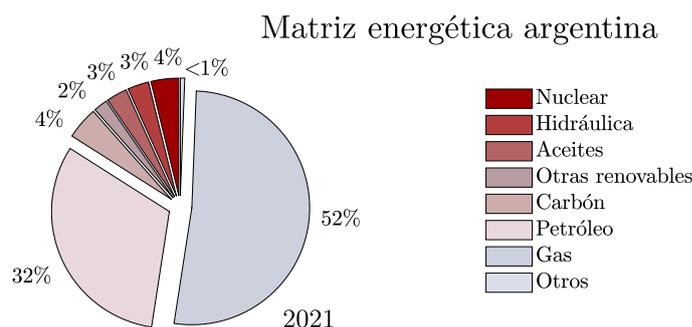


Figura 1.2: Matriz energética argentina. Fuente: ministerio de economía.

recurso energético de nuestro país, así como la importancia de considerar múltiples esquemas de generación de energía. Las fuentes de energía renovable discutidas a continuación son introducidas con el principal objetivo de ilustrar la necesidad de incorporar MANC en las diferentes topologías empleadas para suministrar energía hacia la red eléctrica.

1.1.1. Energía solar

Aunque el sol es indudablemente la principal fuente de energía de nuestro planeta [5][6], nos referimos en esta sección a la energía que puede ser extraída de la irradiación solar en la tierra. La forma más convencional de extraer la energía solar es a través de los llamados paneles solares o fotovoltaicos, o bien a través de los colectores solares [7][8]. Mientras los primeros convierten la energía solar proveniente de un espectro limitado de frecuencias en energía eléctrica, los colectores solares emplean todo el espectro para generar un gradiente de temperatura en un contenedor de líquido. También es importante mencionar que existe la posibilidad de aprovechar pasivamente la energía del sol, a través de técnicas de arquitectura bioclimática y sostenible.

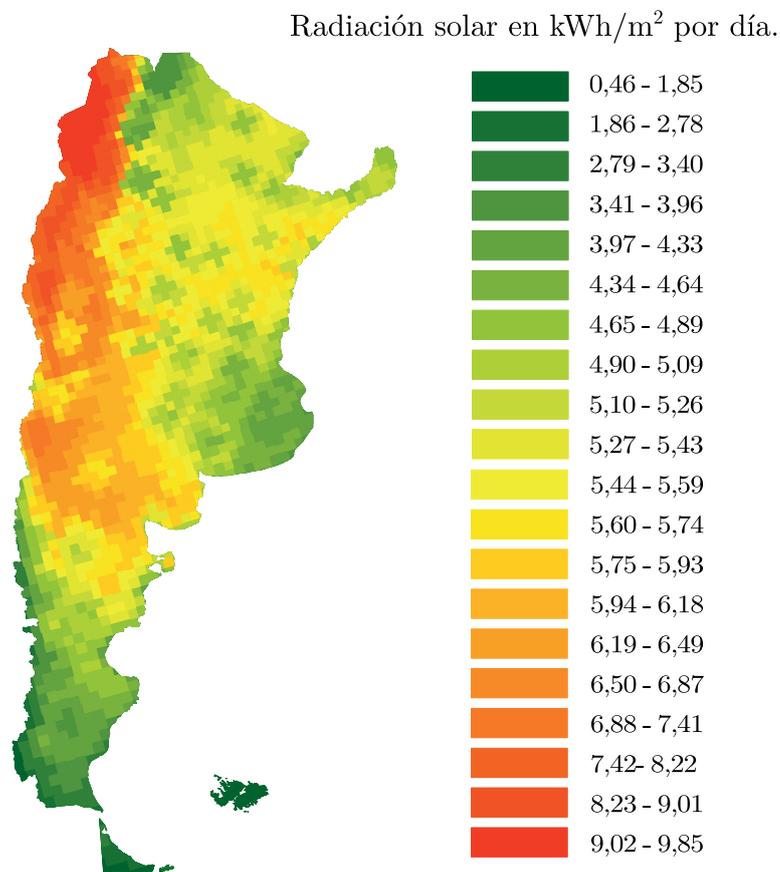


Figura 1.3: Radiación solar global horizontal. Promedio por día.

1.1.1.1. Paneles solares

La conversión de energía fotovoltaica es la conversión directa de energía solar en energía eléctrica. Es por esto que a comparación de otros esquemas son sumamente sencillos y robustos. Además, ha sido demostrada la posibilidad de escalar

la potencia de los arreglos fotovoltaicos, encontrándose en la actualidad arreglos que llegan a los cientos de mega vatios. Esto no hace sino demostrar el potencial de las aplicaciones basadas en energía solar.

A pesar de la relativa baja eficiencia de los paneles solares ($< 30\%$), es posible argumentar que en el camino hacia la sustentabilidad energética, la energía solar es una de las fuentes de energía más prometedora. Esto es debido a que a nivel mundial, el solar es el recurso más distribuido. En particular en el noroeste argentino, el recurso solar es sumamente abundante, como puede observarse en la Figura 1.3¹, el promedio de irradiación solar horizontal es de 8 kWh/m^2 por día. A groso modo, esto permitiría generar 3 MWh por día en una instalación de 1 ha , teniendo en consideración el espacio requerido para todas las instalaciones de la planta.

Una de las características principales de la energía solar es su intermitencia. En cualquier esquema de generación de energía solar, sólo podrá consumirse potencia en condiciones específicas: durante el día, cuando exista suficiente irradiación solar. Es por lo tanto inevitable considerar la necesidad de emplear módulos de almacenamiento, que permitan almacenar el remanente de energía, para poder entregar esta diferencia hacia la carga cuando no exista suficiente irradiación solar, o incluso aún cuando esta sea nula [9]. Un esquema simple e ilustrativo de esto último puede observarse en la Figura 1.4.



Figura 1.4: Esquema de conexión para paneles solares.

1.1.1.2. Colectores solares térmicos

Otra tecnología utilizada para realizar la conversión de energía solar en eléctrica son los colectores térmicos solares [7]. Estos utilizan un concentrador para calentar un fluido contenido en una tubería cerrada. Dependiendo del tipo de configuración empleada, el gradiente de temperatura genera la circulación del fluido. Este, al impulsar un generador, permite la posterior extracción de energía eléctrica.

Vale la pena remarcar, que la generación de energía eléctrica empleando colectores solares es sólo una de las potenciales aplicaciones. Por ejemplo, al emplear agua como fluido, es posible emplear este esquema para proveer agua caliente,

¹El mapa fue elaborado a partir de información oficial de NREL (National Renewable Energy Laboratory). Los datos corresponden al año 2017, y son accesibles desde la página del Ministerio de Economía de la Nación.

ahorrándose el uso de gas natural. De la misma forma, el uso de fluidos de mayor conductividad térmica permitiría su uso para la calefacción de ambientes.

1.1.2. Energía eólica

La energía eólica es extraída de la energía cinética del viento. Desde hace milenios, el viento ha sido utilizado con fines energéticos. Primeramente en la navegación, e incorporándose luego como fuente para generar energía mecánica, por ejemplo como en los molinos de riego y/o molienda. En la actualidad, el movimiento de las masas de aire se transforma en energía rotacional en las palas de una turbina eólica (o aerogenerador). Posteriormente es trasladada hacia el eje de un motor, el cual a su vez transforma la energía rotacional en energía eléctrica. En la actualidad, la mayoría de los aerogeneradores construidos son de eje horizontal, con dos o tres palas, principalmente por cuestiones de eficiencia, comportamiento mecánico y costo [10][11].

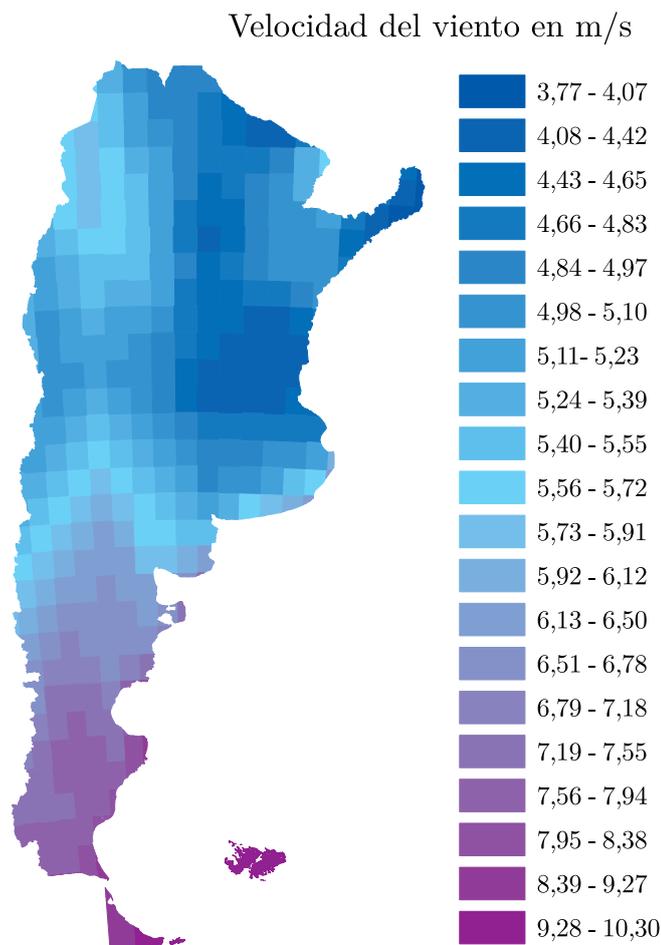


Figura 1.5: Velocidad promedio anual del viento a baja altura (50m).

Al igual que con la energía solar, no es posible extraer constantemente la energía

del viento. Esto es porque una de sus principales características es su amplia variabilidad, tanto temporal como espacial [12]. Teniendo esto en cuenta y dado que la energía disponible en el viento depende del cubo de su velocidad, se hace necesario el conocimiento detallado de la naturaleza y de las particularidades de sus variaciones cuando se busca emplearlo eficientemente como fuente de energía.

Desde el punto de vista geográfico, si bien el llamado *recurso eólico* se encuentra disponible en cualquier región del planeta, las velocidades del viento no siempre son lo suficientemente altas como para justificar el empleo de aerogeneradores para la extracción de energía [13]. En particular en nuestro país, algunas zonas cordilleranas y patagónicas poseen un potencial eólico considerable, con una media del viento que alcanza los 16 m/s en temporadas altas. Para mas detalle observar la Figura 1.5.

Por otro lado, la velocidad del viento en una región específica y a una determinada altura, experimenta variaciones, debidas a las modificaciones locales en las condiciones atmosféricas [13]. Una caracterización de la distribución de la energía en el tiempo, puede obtenerse a través del relevamiento del espectro de potencia de Van der Hoven [14][15] (Observar la Figura 1.6 [16]). Este muestra la densidad espectral de potencia de la velocidad horizontal del viento a nivel del suelo ($S_v(\omega)$), en función de la frecuencia. El eje de abscisas indica en escala logarítmica, la frecuencia en ciclos por hora y el período correspondiente en horas. Esta gráfica

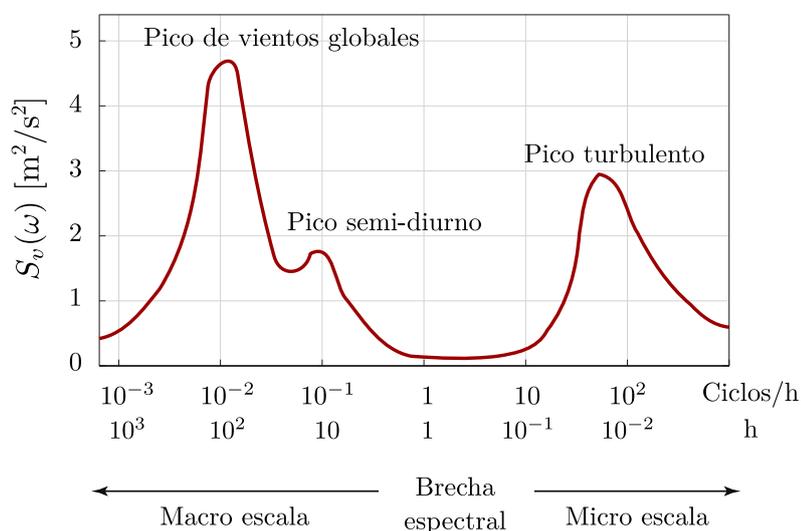


Figura 1.6: Espectro de potencia de Van der Hoven ilustrativo. Esquema ilustrativo extraído de [16].

espectral puede emplearse para caracterizar en frecuencia, el recurso energético de una determinada región. Es destacable que independientemente de la región en la cual se releve el espectro, las principales características de las curvas de Van der Hoven son similares. Para comprender esto más en detalle, observar el ejemplo

típico presentado en la Figura 1.6. Como puede observarse, existen dos grandes picos de potencia: el de bajas frecuencias, se corresponde con la potencia media del viento, mientras que por otro lado el pico de potencia en altas frecuencias permite caracterizar la turbulencia y variaciones locales, las cuales transcurren en el rango de los segundos y minutos.

Como puede observarse en la figura, la generación eólica es también intermitente, lo que genera junto con su variabilidad, y la poca capacidad de predecir dichas variaciones, que la necesidad de sistemas de almacenamiento sea indiscutible [17]. Al igual que para los sistemas basados en energía solar, un esquema ilustrativo de esta situación se muestra en la Figura 1.7.



Figura 1.7: Esquema de conexión para sistemas de conversión de energía eólica.

En la actualidad, en una variedad de países se disponen de bancos de baterías de unas decenas de MW para lograr insertar en la red la energía extraída de grandes granjas eólicas [18][19].

1.1.3. Energía marina

Con más del 70 % de la superficie de la tierra cubierta por agua, el océano ofrece una de las mayores fuentes de energía limpia. De los mares es posible extraer las llamadas energías undimotriz, de amplitud y de corrientes de mareas, o bien de gradientes salinos y térmicos. Es importante señalar que una mayoría de la población mundial se ubica en las cercanías del océano, en ciudades costeras o en islas. La aglomeración urbana en las zonas costeras no suele ser compatible con el emplazamiento de sistemas de extracción de energía basados en energías renovables, debido a que estos últimos suelen requerir un amplio espacio para su instalación. Consecuentemente, la posibilidad de extraer energía renovable de los mares se vuelve una posibilidad sumamente atractiva. Lo que es más aún, esto brinda la posibilidad de extraer energía no sólo a través del movimiento de las mareas, sino también mediante el emplazamiento de granjas eólicas y solares *offshore*, incrementando considerablemente el potencial energético de los océanos [20][21][22].

Sin embargo, la explotación de la energía renovable en el mar tiene asociada una gran cantidad de desafíos ingenieriles. Particularmente, a comparación de las fuentes de energía renovable ubicadas en tierra firme, las complicaciones y

requerimientos son mucho mayores. Por ejemplo, los diseños de estructuras para los sistemas marinos deben ser estudiados exhaustivamente, debido a que las extremas condiciones climáticas (fuertes vientos y oleaje), pueden comprometer la integridad estructural de las estructuras diseñadas. Además, el ambiente marino es inherentemente corrosivo, lo que podría deteriorar considerablemente los componentes de los sistemas diseñados.

A pesar de las dificultades previamente mencionadas, se han creado dispositivos que permiten el aprovechamiento de la energía renovable disponible en los océanos [23]. Debido a que tanto la energía solar como la eólica ya han sido mencionadas, a continuación se presentan algunas tecnologías diseñadas para extraer energía directamente los recursos que provee el desplazamiento del agua del mar: energía potencial y cinética de las mareas, y la energía de las olas. De la misma forma, al igual que en las secciones anteriores, se presenta y discute la necesidad de la utilización de MANC en los sistemas de extracción y generación de energía marina.

1.1.3.1. Energía de las mareas

Existen dos formas de extraer la energía que proveen las mareas. Una es a través del aprovechamiento de la energía potencial que brinda la variación de altura provocada por las mareas (amplitud de marea). La otra alternativa es extraer la energía cinética del movimiento del agua producido por la corriente de marea.

La tecnología que aprovecha la amplitud de las mareas tiene características similares a las plantas hidroeléctricas. Esencialmente se utiliza la diferencia de alturas de dos cuerpos de agua, creada por una presa o barrera, para generar energía eléctrica. Su principal ventaja es su predictibilidad. Sin embargo -debido a la naturaleza cíclica de la marea y la eficiencia de la turbina- su factor de capacidad es de aproximadamente un 30 %, lo cual es considerablemente menor que el logrado por la eólica *offshore* [24][25].

La extracción de la energía de las corrientes de mareas, se realiza a través de generadores que capturan la energía de una manera muy similar a cómo lo hacen las turbinas de los generadores eólicos. La principal diferencia radica en la densidad del agua, la cual es 800 veces superior a la del aire. Esto permite que los generadores alcancen la misma potencia con palas más pequeñas que los molinos eólicos, pudiendo operar además a velocidades más bajas (mayores a 1 m/s).

1.1.3.2. Energía de las olas

Por otro lado, la generación de energía a partir de las olas, o energía undimotriz, es un tipo de energía renovable aún incipiente. La energía cinética de las olas es capturada por dispositivos llamados convertidores de energía de ola y convertida luego en energía mecánica. Luego de esta conversión primaria, esta energía es

convertida en energía eléctrica, mediante un generador eléctrico. Si bien existe una enorme variedad de dispositivos diseñados, típicamente se los clasifica en función de su principio de operación y de su ubicación (en la línea de costa, cerca de ella o en aguas profundas) [26].

1.1.3.3. Sistemas de almacenamiento de energía en sistemas de conversión de energía marina

Al igual que con los sistemas de conversión de energía solar, y eólica, el suministro de energía undimotriz o de las mareas, puede variar significativamente en transcurso de minutos, u horas. Las condiciones climáticas y el ciclo lunar, afectan los niveles de energía extraída. Por lo tanto, la utilización de MANC es necesaria, debido a que el acondicionamiento de la energía producida es fundamental para respetar los requerimientos de calidad de la energía insertada en la red eléctrica [17][27]. Simultáneamente, esto permite incrementar la versatilidad de los sistemas basados en energías renovables, dado que la inclusión de sistemas de almacenamiento permite adaptar los niveles de potencia entregados en función de la demanda. Cabe remarcar que sin embargo, los estudios y datos disponibles acerca de la variación de las mareas y la caracterización de las olas genera que los sistemas de energía marina no posean los mismos niveles de impredecibilidad que los sistemas eólicos.

Los sistemas de almacenamiento de energía, no sólo permiten lidiar con las variaciones de potencia generada, sino que también proveen una solución para integrar el esquema de generación con la red [28]. Por un lado, aumentan la confiabilidad del sistema híbrido, disminuyendo las posibilidades de falla. Por otro lado, además, permiten proveer servicios auxiliares, tales como la posibilidad de regular la frecuencia de operación, la posibilidad de compensar factores de forma, y en sistemas híbridos de pequeña y mediana escala, compensar la forma de onda de la demanda de la carga [29][30][31].

1.1.4. Otras energías transitivas

Existen otras alternativas que podrían funcionar como energías *transitivas* en el sentido de que pueden contribuir activamente en la disminución de la huella ambiental. Es por este motivo que son mencionadas en esta sección. Algunos ejemplos distinguidos son: la energía nuclear y la energía geotérmica.

1.1.4.1. Energía geotérmica

Por un lado, la energía geotérmica posee múltiples aplicaciones, y su uso no se encuentra restringido a la generación de energía eléctrica. Se trata de una de las fuentes de generación de energía más estables, y a la vez poco contaminantes [32].

Un ejemplo ilustrativo es el caso de Islandia, país que opera con siete centrales geotérmicas las cuales abastecen un 66% del consumo de la energía primaria, del cual un 40% es utilizado para generación eléctrica [33]. Si bien este es un caso particular, debido a las peculiaridades geográficas de este país, es un ejemplo desde el punto de vista del pleno aprovechamiento de los recursos energéticos disponibles en el área.

La energía geotérmica es en principio, al igual que la solar, la marina, y la eólica, una fuente inagotable de energía. Esta utiliza el calor disponible a cientos de kilómetros bajo la corteza terrestre, para generar la circulación de un líquido (generalmente agua) por convección. Este a su vez, impulsa una turbina generadora. Los efectos colaterales del empleo de este tipo de tecnología no han sido aún estudiados en profundidad. Cabe remarcar que sin embargo, el emplazamiento de esta clase de sistemas no es siempre viable, dado que un estudio de factibilidad requiere de la disponibilidad de yacimientos o pozos, disponibles a una distancia de la superficie terrestre lo suficientemente pequeña, y con la temperatura adecuada. Los sitios alrededor del mundo donde es posible encontrar este recurso de forma abundante, son aquellos ubicados en los límites de las fallas o placas tectónicas. En particular en nuestro país, pueden encontrarse por lo menos cuatro potenciales puntos de interés geotérmico para generar energía eléctrica: dos de ellos en la provincia de Neuquén (Copahue y Domuyo), otro en Tuzgle (Jujuy) y el cuarto en Valle del Cura (San Juan) [4].

1.1.4.2. Energía nuclear

Por otro lado, una fuente de generación de energía que debe ser mencionada es la energía nuclear [34]. Construir de forma masiva a nivel mundial centrales nucleares, permitiría alcanzar hacia 2050 los objetivos planteados de reducir las emisiones de gases de efecto invernadero [35]. Se trata de una tecnología que ha demostrado ser estable y segura, aunque es necesario mencionar que las fallas en estos sistemas son plausibles, y los resultados de estas pueden ser catastróficos. El ejemplo más reciente es el accidente nuclear de Fukushima, en el cual un terremoto seguido de un tsunami, culminó con contaminación radioactiva de la atmósfera en un radio de por lo menos 20 km, el desalojo de 157.000 habitantes, y el irreparable daño realizado en el ambiente. Este ejemplo intenta ilustrar que si bien es plausible la extracción de energía limpia a través de la fusión nuclear, los riesgos de la construcción de estas plantas deben ser estudiados cuidadosamente.

Por otro lado además, por lo menos los siguientes dos aspectos podrían contabilizarse como perjuicios de la utilización de esta clase de fuente de energía. En primer lugar, la necesidad de disponer de depósitos lo suficientemente amplios y constantemente controlados para acumular los desechos radioactivos generados [34]. Por otro lado, debe considerarse que el Uranio no es un recurso inagotable,

y el proceso de purificación y extracción de este trae aparejado complicaciones relacionadas con el impacto ambiental de la minería, y el efecto en poblaciones locales debe también ser considerado.

1.2. Módulos de almacenamiento de energía no convencionales

Tomando como punto de partida lo expuesto en las secciones anteriores, es claro que los sistemas de generación de energía basados en fuentes renovables, no son por sí solos capaces de abastecer la demanda energética [28][36][37][38]. Para garantizar la estabilidad y la calidad de la energía entregada, se requieren módulos de almacenamiento de energía, capaces de lidiar con las diferencias entre la potencia generada y la consumida. De esta forma es posible garantizar la estabilidad del esquema de generación, proveyendo simultáneamente al sistema de una mayor estabilidad, versatilidad, durabilidad y eficiencia.

En el camino hacia la sustentabilidad ecológica y energética además, hay un aspecto que aún no ha sido mencionado, pero que ocupará un lugar trascendental en esta tesis, por lo cual es introducido a continuación. Dentro de las fuentes de emisiones de CO_2 , la generación de energía (para generación de energía eléctrica y calefacción) ocupa el primer lugar, y el transporte ocupa el segundo [2]. Esto puede visualizarse en la Figura 1.8, donde se presenta la evolución de los niveles de contaminación de CO_2 a nivel mundial discriminados por sectores.

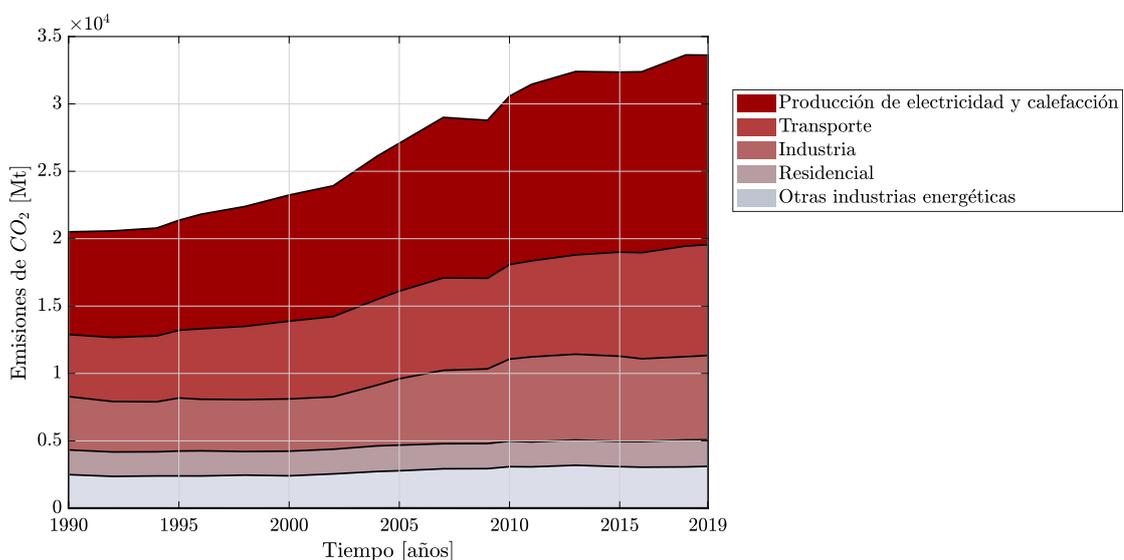


Figura 1.8: Emisiones de CO_2 por sector. Gráfico estimativo extraído de la IEA.

Por lo tanto, considerar medios de transporte no contaminantes, es también crucial. Como un reemplazo para los motores de combustión interna, los motores sincrónicos alimentados por bancos de baterías son la opción más popular [39][40].

En principio, una amplia variedad de sistemas de almacenamiento, incluyendo baterías de Ión-Litio (BL), pilas de combustible (PC), y supercapacitores (SC) fueron considerados para su uso en vehículos eléctricos (VE). Sin embargo, debido a la gran ventaja en términos de densidad de energía o energía específica (Ver Capítulo 3), las BL son el sistema de almacenamiento preferido para su uso en una amplia variedad de medios de transporte, desde bicicletas, motocicletas, hasta autos, camionetas, trenes, autobuses y algunos camiones pequeños [41][42].

En esta línea, la prohibición de los vehículos Diesel en una cantidad de países de Europa, ha incentivado aún más la proliferación de vehículos tanto híbridos, como 100 % eléctricos. Consecuentemente, la alta penetración de estos vehículos en el mercado, no ha hecho sino contribuir con el desarrollo en el área de los sistemas de almacenamiento. Tal es así, que hace algunas décadas, habría sido un absurdo pensar en la utilización de BL como *buffers* en sistemas de generación de energía. Esto último es debido a que los módulos de almacenamiento de energía de alta potencia han estado históricamente restringidos a otros tipos de tecnologías [27], tales como las baterías de flujo redox (BFR) o las PC (o *fuel cells*), dispositivos basados en hidrógeno. En el marco de esta tesis, estas tecnologías son llamadas MANC. Así mismo, los sistemas que combinan tanto distintas fuentes de almacenamiento, así como posibles fuentes de generación son llamados SH.

Con base en lo expuesto anteriormente, en las siguientes secciones son presentados a modo introductorio los sistemas de almacenamiento estudiados en esta tesis. Esto último, debido a que comprender estos sistemas es fundamental para el desarrollo de métodos de estimación y observación así como para realizar un correcto análisis de los resultados obtenidos.

Nota 1. Antes de empezar.

En esta tesis, las *celdas* son la mínima unidad de almacenamiento de energía, y los *módulos* hacen referencia a un arreglo de celdas [43][44][45]. Para ilustrar esto último, puede considerarse el caso de los VE comerciales, donde el número de celdas necesarias supera las 1000, dependiendo de la autonomía y especificaciones del vehículo. Esto trae aparejado complejos aspectos tecnológicos que deben resolverse, pero que no son el foco principal de esta tesis.

1.2.1. Supercapacitores (SC)

Los SC son esencialmente capacitores de elevados valores de capacidad, en comparación los capacitores convencionales (de allí el prefijo ‘Super’). La forma de almacenamiento en estos dispositivos es principalmente electrostática, lo cual dota a los SC de una rápida velocidad de respuesta tanto en carga como en descarga [46]. En los últimos años, los SC han surgido como una alternativa y complemento importante para una variedad de esquemas de generación y/o almacenamiento

de energía eléctrica, como las PC, las BFR, o las BL. Los SC (también llamados condensadores electroquímicos, o supercondensadores) son una fuente limpia de almacenamiento, y pueden entregar y almacenar energía de forma prácticamente instantánea. Lo que es mas aún, los SC poseen una vida útil mucho mayor que la de las baterías y celdas de combustible, alcanzando en algunos casos a los 100.000 ciclos de carga/descarga [47][48].

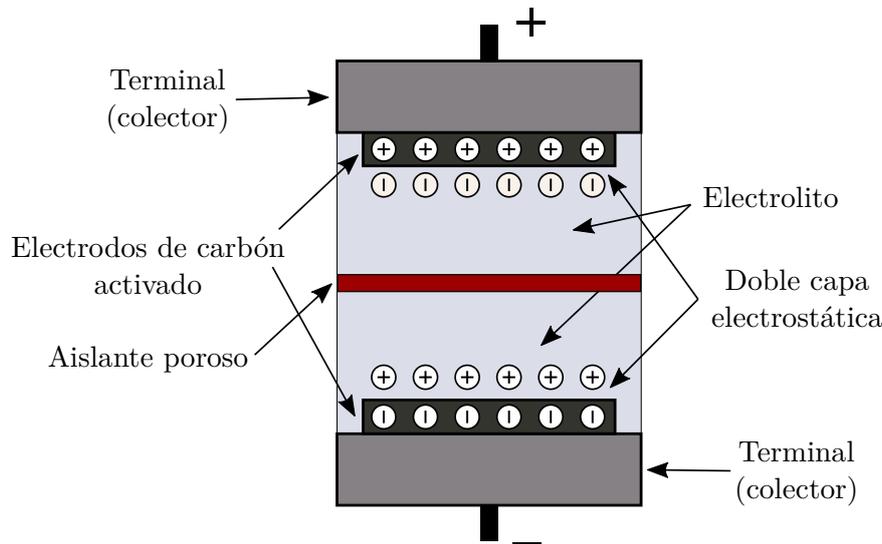


Figura 1.9: Esquemático de un supercapacitor.

Desde el punto de vista constructivo, el esquema básico de una celda de un SC puede observarse en la Figura 1.9. En esencia, se trata de dos electrodos, separados una distancia y sumergidos en electrolito, sobre los que se aplica un potencial determinado, resultando en una acumulación de cargas [49]. El nivel de cargas acumuladas variará según los detalles constructivos, los cuales determinan diferentes valores para las capacitancias.

Los bornes visibles de las celdas se encuentran conectados a colectores de alta conductividad eléctrica. Estos a su vez se conectan con los electrodos, los cuales son elementos porosos e irregulares, a los efectos de lograr una mayor área efectiva y por lo tanto también una mayor capacidad. Por lo general los electrodos se encuentran impregnados en el electrolito, que puede ser una solución acuosa, o un polímero conductor, el cual facilita la deposición de partículas cargadas en los intersticios de los electrodos. El electrolito permite la libre circulación de iones, pero es necesario que los electrodos se encuentren aislados eléctricamente uno del otro, por lo que dentro del electrolito debe colocarse algún material aislante poroso (también conocido como membrana o separador, construida del orden de una decena de nm). Esta disposición de doble electrodo, es al mismo tiempo una limitación constructiva, puesto que los valores de tensión máxima que puede aplicarse para no deteriorar la aislación eléctrica entre los electrodos es del orden de los 2 a 5 V.

Como resultado, los SC son poseedores de una gran densidad de potencia, pero no de una gran densidad de energía. A su vez, la tensión de trabajo del SC también se encuentra limitada por la tensión de descomposición del electrolito y este valor depende fuertemente de la temperatura ambiente y la intensidad de corriente.

Existen principalmente dos formas de almacenamiento de cargas y tres tipos de SC según el tipo de almacenamiento y los materiales que los compongan [49]. Estos son: SC de doble capa electrostática (ESDL por sus siglas en inglés) basados en estructuras de carbono; SC de pseudocapacidad o pseudo-supercapacitores basados en polímeros u óxidos de metales de transición; y finalmente SC híbridos que combinan los materiales de los dos tipos mencionados anteriormente con el objetivo de obtener las mejores propiedades de cada uno de ellos.

Los grandes valores de densidad de potencia, sumado a su larga vida útil, los convierte en dispositivos sumamente atractivos para complementar el funcionamiento de una diversidad de sistemas de almacenamiento. En otras palabras, emplear SC junto con otros sistemas de almacenamiento, permitiría mejorar las cualidades del conjunto [46]. Los así llamados sistemas híbridos de almacenamiento de energía, poseen las virtudes de los módulos que los componen. Por un lado, debido a que los SC son capaces de proveer y absorber grandes picos de potencia, estos pueden reducir el estrés que normalmente sufren otros módulos de almacenamiento, lo cual permite aumentar la vida útil del sistema que complementan. Simultáneamente, estos pueden dotar al sistema híbrido con una mayor versatilidad, puesto que el mismo sería capaz no sólo de satisfacer los valores medios de potencia demandados, sino también valores pico más exigentes [50][51].

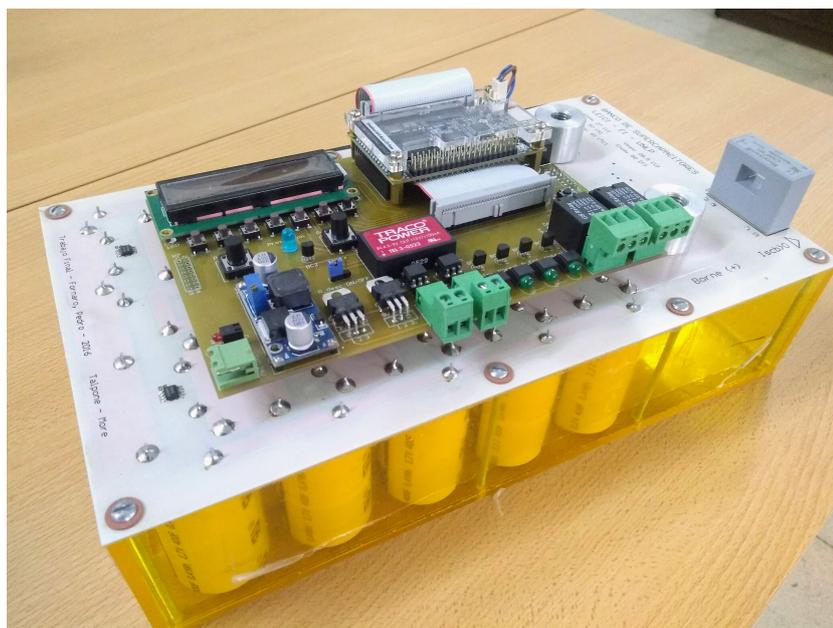


Figura 1.10: Banco de SC de 20 elementos, 2p-10s.

En la actualidad, los SC son empleados en una gran diversidad de aplicaciones,

tanto en el campo de la electrónica convencional, así como en la electrónica de potencia. Son empleados en laptops, teléfonos celulares, tablets, y como complemento de las BL en una variedad de aplicaciones. Incluso en aplicaciones de baja potencia son empleados como reemplazo directo de las baterías. En la electrónica de potencia, estos son empleados en múltiples medios de transporte: trenes, vehículos eléctricos, autobuses. También en sistemas de generación y/o compensación, en las llamadas microredes [36][50][46].

Para emplear SC en estas aplicaciones se conforman los llamados *bancos de SC*. Estos son arreglos en serie y paralelo de celdas individuales, dispuestas para alcanzar los requerimientos de energía y potencia solicitados. Un ejemplo de un banco construido como desarrollo previo a esta tesis puede observarse en la Figura 1.10. Mas adelante en el Capítulo 3 se desarrollan aspectos pertinentes a la construcción de esta clase de arreglos.

1.2.2. Baterías de Ión-Litio (BL)

El uso de Litio metálico en baterías no recargables, data de los años 60. Sin embargo, más de 30 años fueron requeridos hasta la comercialización de las BL en 1991 como dispositivos de almacenamiento recargable [52]. A partir de los años 90, las BL fueron las impulsoras de la “electrónica de bolsillo”. El comienzo de la era de la telefonía móvil y los dispositivos portátiles impulsó el desarrollo y la investigación para lograr aumentar la densidad energética de estos sistemas de almacenamiento. Gracias a los recientes avances en el desarrollo de nuevos materiales para la composición de electrodos y electrolitos, se ha alcanzado una densidad energética que permitió la aplicación de las BL en vehículos eléctricos [39][53].

El esquema básico de una BL se muestra en la Figura 1.11 [52][54][55]. Por un lado, el electrodo negativo (ánodo) es construido a base de carbono. El electrodo positivo (cátodo) es construido con algún óxido de metales de transición (por ejemplo $LiCoO_2$). Complementariamente, para garantizar la circulación de los iones de Litio (Li^+) se emplea un electrolito orgánico en el cual se disuelven sales de Litio. Por último, se dispone un material poroso aislante entre ambos electrodos.

Durante los procesos de carga y descarga, los Li^+ migran libremente desde y hacia los electrodos negativo y positivo, respectivamente y se intercalan en los materiales que componen a los electrodos. De acuerdo a la reacción que corresponda (según los materiales que los componen), reducción u oxidación, son liberados electrones que circulan libremente hacia o desde un circuito cerrado en bornes de la BL.

Las BL poseen características únicas, tales como una alta eficiencia coulombica (> 99%), alta densidad de potencia, bajos niveles de autodescarga, y dependiendo

del tipo de estructura de celda utilizada, también es posible lograr una relativamente alta densidad de potencia. Sin embargo, al igual que con los SC, la tensión

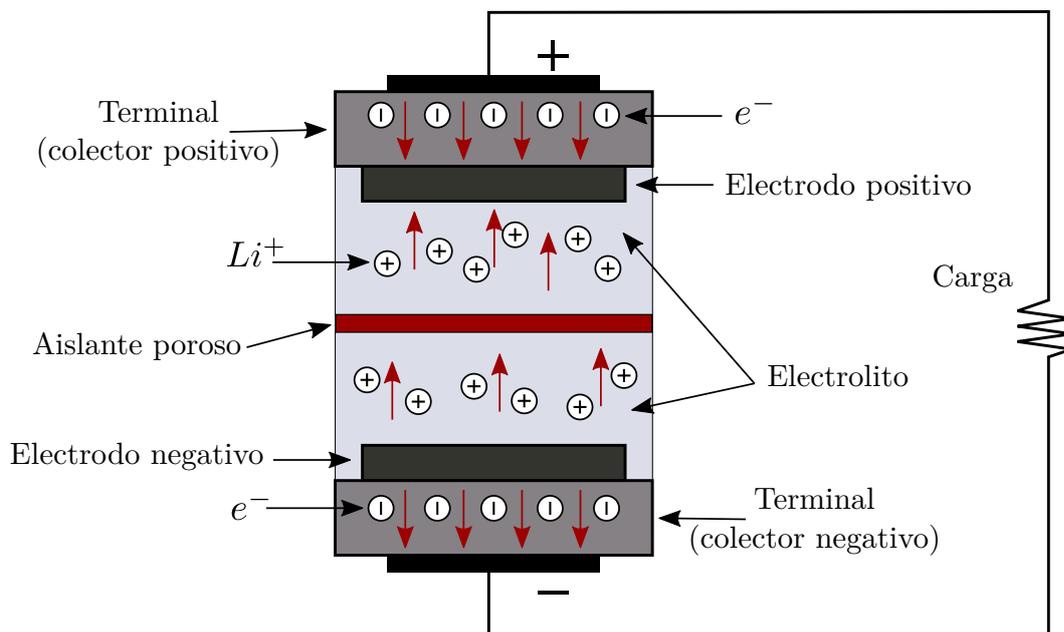


Figura 1.11: Esquema ilustrativo de una celda de BL.

de operación de una celda de Ión-Litio promedia entre 3 y 4 V. Esto implica que para su uso en aplicaciones de mayor energía, deban ser construidos arreglos en serie y paralelo de celdas, para lograr las especificaciones solicitadas [51][56][43]. Para aplicaciones de potencia, las limitaciones de las BL han estado principalmente relacionadas con la seguridad. Los daños producidos por una multiplicidad de factores ocurridos durante el uso de las BL pueden llevar a fallas catastróficas tales como explosiones e incendios [57][58]. Sin embargo, el avance en los sistemas de empaquetamiento, control y seguridad asociados a los packs de baterías han permitido el uso de módulos de hasta 600V en VE [53]. En la Tabla 1.1 son presentadas las características principales de las BL utilizadas en VE comerciales. Notar que pueden encontrarse por lo menos tres grupos de BL según los materiales empleados para los electrodos: las basadas en Níquel Manganeso y Cobalto (NMC), Níquel Cobalto y Aluminio (NCA), o Litio Hierro y Fósforo (LPF) [53][54].

Tabla 1.1: Baterías de Ión-Litio en vehículos eléctricos comercializados.

Vehículos	Tecnología	Capacidad [kWh]	Autonomía [km]
Tesla model S 100D	NCA	102	> 500
Chevrolet Bolt EV	NMC	60	350
VW e-Golf	NMC	35.8	200
BYD E6	LPF	82	390

La investigación en los últimos años, se ha enfocado en el estudio y desarrollo

de nuevos materiales para mejorar las características de las BL, así como para reducir el impacto ambiental del uso de esta clase de sistemas de almacenamiento [55][59][60]. A pesar de que se trata de una tecnología muy prometedora, a continuación se listan algunas de las problemáticas introducidas por el uso de BL.

- Al llegar al fin de su vida útil, las BL deben ser recicladas. Este proceso no es trivial, y la industria del reciclaje de estas baterías es aún incipiente [61]. Una gran cantidad de dispositivos electrónicos poseen las BL de forma integrada, y el proceso para la recuperación de los materiales que las componen no es sencillo. Como consecuencia, los polímeros, algunos metales pesados, y sales contaminantes que poseen las BL son despachados al ambiente sin cuidado.
- Si bien el Litio compone al rededor de un 3 % de las celdas, este metal debe extraerse de depósitos minerales, o salmueras. Particularmente en nuestro país, las reservas de litio se encuentran en los salares de Jujuy, Salta, y Catamarca [4]. Para realizar el refinado de las sales de Litio se debe emplear agua dulce, la cual es extraída de acuíferos naturales, los cuales mantienen el equilibrio ecológico de estas regiones.

Es por estos motivos, que el proceso de fabricación y reutilización de las BL debe ser estudiado cuidadosamente.

1.2.3. Baterías de flujo redox (BFRV)

Las BFR (“red” de reducción y “ox” de oxidación) son dispositivos con una gran capacidad de almacenamiento. Estos funcionan bombeando electrolito líquido desde dos tanques, a través de los electrodos de una celda, como se ilustra en la Figura 1.12 [62][63]. Al igual que en los dispositivos previos, los electrodos se encuentran eléctricamente aislados, pero permiten el intercambio de iones, lo que da lugar a la reacción química que caracteriza a estos dispositivos. Esta reacción, genera una diferencia de potencial en extremos de las celdas, lo cual permite cerrar externamente el circuito y entregar la energía almacenada en los tanques.

En lo que respecta a las principales características de las BFR, se destacan su alta eficiencia (> 90 %), una operación simple y segura, rápida velocidad de respuesta, independencia entre la máxima capacidad de almacenamiento y la potencia entregada, larga vida útil, y por último la capacidad de almacenar energía en el largo plazo sin sufrir deterioro o pérdidas significativas [63]. Además, suelen requerir poco mantenimiento, y en caso de ser necesario el líquido de los tanques puede ser reemplazado fácilmente [64]. De entre todas las características de estos sistemas, sin lugar a dudas la que más se destaca es su versatilidad. Por un lado, el volumen de los tanques que almacenan el líquido electrolítico no está definido a priori. Esto implica que simplemente aumentar el tamaño de los tanques permitiría

almacenar mayores niveles de energía. Por otro lado, las celdas (cada una conformada por dos electrodos) pueden disponerse en serie y/o paralelo, posibilitando escalar la potencia que las BFR son capaces de entregar.

Dentro de una variedad de BFR, las BFR de Vanadio (BFRV) han recibido especial atención, y se cree que son las que se encuentran más cerca de penetrar en el mercado [65][66]. El principal beneficio de emplear sólo Vanadio como la especie activa en ambos tanques, es que los problemas relacionados con la contaminación cruzada de los tanques es eliminada [17][65][67], lo cual permite incrementar la vida útil de estas. Lo que es más aún, en el caso de que ocurran desbalances de cargas a través de la membrana, es factible remezclar el Vanadio de los tanques para reutilizar el electrolito mediante un nuevo proceso de carga.

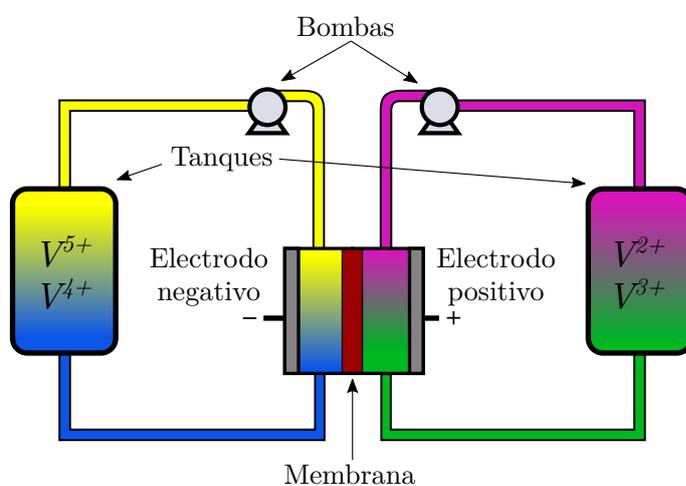


Figura 1.12: Esquema ilustrativo de una celda de BFRV.

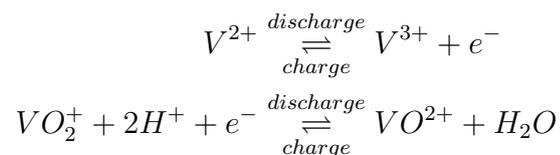
Todas las ventajas previamente mencionadas, hacen que las BFRV sean una excelente opción para emplear en SH de generación/almacenamiento de energía, y particularmente en conjunto con energías renovables. Esto es así puesto que por un lado, son capaces de almacenar grandes niveles de energía, lo cual permitiría abastecer la demanda incluso en condiciones de falla de la fuente principal de energía (esto es, podrían funcionar como *back-up*) [63]. Por otro lado, puesto que es sencillo escalar la potencia máxima que estos dispositivos pueden entregar, estos podrían ser capaces de entregar los picos de potencia requeridos para realizar procesos de regulación de carga [27][66][68][69]. A comparación de otros sistemas de almacenamiento, esta característica hace que las BFR sean una opción sumamente atractiva para emplearse en SH de generación de energía basados en energías renovables, donde siempre es factible escalar los niveles de potencia y energía extraída. Además, debido a las atractivas propiedades de estos sistemas, también se están realizando continuos esfuerzos para aumentar la densidad de energía por unidad de volumen, para hacer viable su uso en VE [70].

Algunas de las desventajas que posee esta tecnología están relacionadas con la

baja densidad de energía y con el control del funcionamiento, el cual requiere no sólo la regulación de la potencia entregada/consumida, sino también la regulación de las bombas para garantizar el nivel de caudal adecuado en los electrodos.

En las BFRV, la energía eléctrica es obtenida de la transferencia de electrones en la reacción redox, la cual ocurre en la membrana de los electrodos entre las especies de Vanadio, debido a los diferentes estados de oxidación. Las especies de Vanadio se encuentran almacenadas en tanques externos e independientes. Por un lado, el tanque contenedor de electrolito negativo almacena V^{2+} mientras que el electrolito negativo contiene V^{5+} [71].

Cuando las BFRV operan en condiciones normales, los líquidos electrolíticos son bombeados a través de un conjunto de celdas, en las cuales se produce la reacción química. Dentro de cada celda, las soluciones se encuentran aisladas a través de una membrana de intercambio de protones, la cual permite mantener el balance en las soluciones durante los procesos de carga y descarga. Una vez que se produce la reacción química, los electrolitos regresan a los tanques de almacenamiento en la forma de V^{2+} y V^{4+} . En términos específicos, la reacción que ocurre en los electrodos es:



Es posible entrever que la concentración de las especies “cargadas” de Vanadio, (V^{2+} y V^{5+}) se encuentra directamente relacionada con el nivel de energía almacenado en el sistema. El nivel de concentración de las especies cargadas incrementa durante la carga del sistema, y decrece durante la descarga. En condiciones normales de funcionamiento, las BFRV se encuentran balanceadas, es decir que el caudal de electrolito es el mismo, y las concentraciones de V^{2+} y V^{3+} en el electrolito negativo son iguales a las concentraciones de V^{5+} y V^{4+} en el electrodo positivo.

1.2.4. Pilas de combustible (PC)

Si bien este sistema no ha sido considerado como caso de estudio para esta tesis, sería factible extrapolar los desarrollos realizados para estudiar y obtener resultados con las PC como sistema de generación. Adicionalmente, se mencionan en esta instancia de forma general, debido al potencial y alto impacto que podría generar la incorporación de esta clase de sistemas en esquemas de generación de energía [72].

Las PC, comúnmente *fuell cells* en inglés, son dispositivos electroquímicos de almacenamiento/generación de energía. Estos convierten la energía química a eléctrica con el proceso inverso al de la electrólisis del agua. La primera demos-

tración de funcionamiento de una celda de combustible se realizó en 1839 por el abogado y científico William Grove. En la Figura 1.13 se muestra un esquema similar al utilizado en la demostración llevada a cabo por Grove [72][73]. Este esquema se encuentra compuesto por cuatro componentes elementales: ánodo, cátodo, electrolito, y una conexión externa.

Para comprender el funcionamiento de las PC en primer lugar se describe el proceso de la electrólisis del agua. Esta consiste en hacer circular una corriente eléctrica a través de agua, aportando electrones. Como resultado, esta se descompone en oxígeno e hidrógeno. Para que esta reacción tenga lugar son necesarios un electrolito, típicamente algún ácido diluido, y que los electrodos sean de un material catalizador, por ejemplo platino.

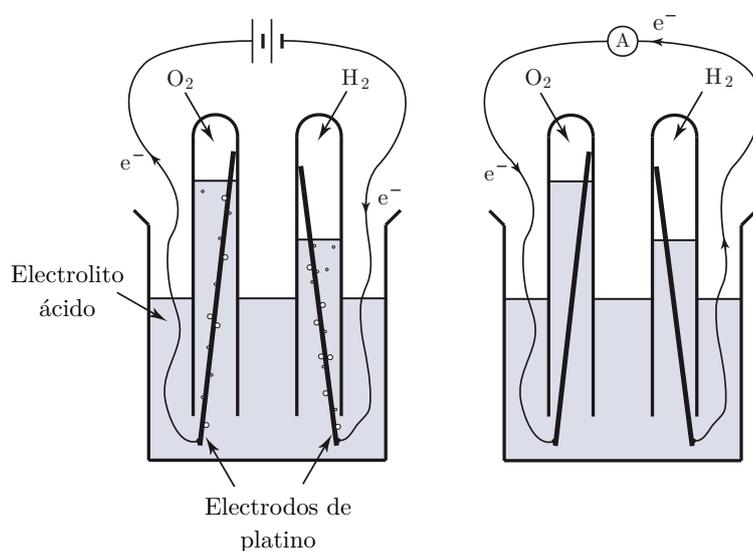
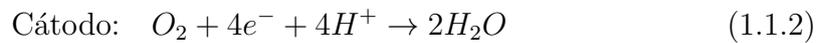


Figura 1.13: Esquema ilustrativo del principio de funcionamiento de una pila de combustible. Imagen extraída de [70].

Finalmente entonces, el proceso mediante el cual las PC entregan corriente es el proceso inverso. Este consiste en hacer llegar el Hidrógeno y el Oxígeno a cada uno de los electrodos dopados o construidos de platino. Estos electrodos se sumergen en el electrolito, el cual es un medio donde los protones H^+ pueden moverse libremente. Finalmente, conectando los electrodos mediante un circuito externo, se puede apreciar que por este circula una corriente eléctrica al liberarse electrones desde el ánodo, a la vez que el Hidrógeno y el Oxígeno se combinan formando agua en el cátodo.

En términos específicos, si bien las reacciones que tienen lugar en las PC son diferentes según el tipo de electrolito utilizado, en el caso de electrolito ácido, el comportamiento es como se describe a continuación. En primer lugar, desde el electrodo que se encuentra en contacto con el hidrógeno (ánodo), se realiza la reducción del Hidrógeno, liberándose protones de H^+ y electrones. Los protones

atraviesan una membrana y se desplazan hacia el cátodo, mientras que los electrones se cierran a través de un circuito externo. En el electrodo que se encuentra en contacto con el oxígeno, ocurre la oxidación de los protones H^+ y se cierra el circuito, generando agua como derivado. Es decir:



Debe notarse que con el objetivo de entregar corrientes, en las PC el electrolito sólo debe permitir el paso de los iones H^+ y no el paso de electrones. Es por esto que al igual que en las tecnologías anteriores, también se dispone de una membrana que aísla eléctricamente los electrodos, permitiendo la circulación de protones. En caso contrario, los electrones atravesarían el electrolito y no pasarían por el circuito externo, como es deseado.

Nótese que a diferencia de los sistemas de almacenamiento previamente expuestos, las PC no pueden recargarse. El *combustible*, debe ser provisto externamente. Esta propiedad de estos sistemas de almacenamiento ha convertido al hidrógeno en un vector energético de sumo interés. Dentro de las principales ventajas se encuentra la posibilidad de transportar el Hidrógeno almacenado, así como un muy bajo impacto ambiental asociado con el uso de este tipo de tecnología: Los productos secundarios generados en el uso de estos son simplemente calor, y agua.

1.3. Resumen

En este capítulo se presentaron los aspectos que motivan el estudio de una variedad de sistemas de almacenamiento de energía no convencionales (MANC). En primer lugar, fue planteada la necesidad de reducir el impacto ambiental del ser humano, y de alcanzar un esquema de producción y uso de la energía que sea sustentable, amigable con el ambiente circundante, y consciente de las implicancias que podrían traer en el corto, mediano y largo plazo.

Una de las problemáticas que debe ser resuelta de forma urgente, está vinculada con la generación de energía. Reemplazar los medios de producción actuales, mayoritariamente basados en el gas, el carbón y el petróleo, es fundamental para cumplir con los requerimientos de cero emisiones de carbono hacia 2050. En esta línea, se introdujeron brevemente algunas de las fuentes de energía renovable más prometedoras, junto con un relevamiento de la disponibilidad de los recursos a nivel nacional. Además, fue planteada la necesidad de incluir sistemas de almacenamiento de energía como complemento en los esquemas de generación de energía, para lidiar principalmente con las fluctuaciones inherentes a las fuentes renovables.

Otra de las industrias más contaminantes es la del transporte. Para esto ha

sido propuesto el empleo de vehículos eléctricos, los cuales requieren de fuentes de energía de gran densidad. Dentro de los inconvenientes para lograr la masificación de los VE, se encuentra no sólo aumentar la eficiencia de los sistemas de almacenamiento empleados, sino también reducir el impacto posterior a su desecho. Adicionalmente, debido a que los VE representarían una carga significativa para la red eléctrica, disponer de la infraestructura necesaria para garantizar disponer de suficientes puntos de carga en los centros urbanos es fundamental.

Por último, fueron presentados algunos de los sistemas de almacenamiento de energía más utilizados y prometedores: SC, BL, BFR y PC. Se realizó un breve repaso del principio de funcionamiento de cada uno de estos sistemas, planteando algunas de las problemáticas que deberían ser resueltas para lograr una implementación eficiente de estos módulos.

Capítulo 2

Principios de los sistemas de almacenamiento de energía

A partir de lo desarrollado en el capítulo previo, ha quedado manifiesta la necesidad de la utilización de módulos de almacenamiento de energía, debido a que estos son un eslabón fundamental en la transición energética hacia un mundo más sustentable. Estos sistemas son requeridos en esquemas de generación de energía, o bien en sistemas de transporte, tal y como es el caso de los vehículos eléctricos.

Antes de proceder con el estudio de las técnicas desarrolladas para la caracterización de los MANC, son presentados algunos de los lineamientos fundamentales y conceptos teóricos más relevantes en el área de los sistemas de almacenamiento de energía. Posteriormente, y con base en las mejoras sustanciales que ofrece la combinación de diversas fuentes de almacenamiento y generación de energía, son definidas las nociones de sistemas híbridos (SH), sus particularidades, así como algunos esquemas de conexiones empleados en esta tesis, junto con sus ventajas y desventajas.

En último lugar, son presentadas las principales dificultades tecnológicas en los SH de almacenamiento de energía. Esto es utilizado como punto de partida para los desarrollos de las técnicas desarrolladas en los Capítulos 3 y 4.

2.1. Conceptos fundamentales

Antes de avanzar a los desarrollos puntuales de esta tesis, es necesario presentar (o rever si fuera el caso) algunos conceptos esenciales. Estos conceptos desarrollados a continuación, buscan alcanzar dos objetivos principales. Por un lado, el de unificar la nomenclatura empleada en vista de que la literatura científica es harto abundante en este respecto. Por otro lado, un objetivo didáctico, para introducir fundamentos esenciales en términos simples y que permitan simultáneamente comenzar a tratar algunas de las problemáticas de estos sistemas.

Cabe remarcar que los conceptos descritos a continuación son aplicables a todos los MANC presentados en el Capítulo 1 así como a una variedad aún mas amplia de sistemas de almacenamiento. Estas variables permiten realizar algunas comparaciones en términos del desempeño de los sistemas de almacenamiento según la aplicación en la que sean empleados.

2.1.1. Vida útil

La vida útil de los MANC es una medida (la cual puede ser directa o indirecta) del tiempo que es plausible emplear un sistema de almacenamiento en una aplicación, y manteniendo los estándares requeridos. Una medida diversificada que permite medir la vida útil de múltiples MANC es el número máximo de ciclos de carga y descarga [74][75]. Para realizar una comparación sensata, se debe especificar bajo qué condiciones es medido este número. Por ejemplo, a qué temperatura, con qué nivel de corriente demandada, con qué profundidad de descarga, etc.

La vida útil de un MANC depende de la aplicación en la cual se utilice. Por ejemplo para el caso de vehículos eléctricos, las BL no son empleadas cuando su capacidad de carga real cae por debajo del 80 % de su valor nominal (en la sección siguiente son desarrollados más en profundidad algunos de estos conceptos). Sin embargo las BL podrían ser empleadas en otras aplicaciones, puesto que estas aún podrían almacenar energía. Hay diversos parámetros que permiten cuantificar si un MANC no es capaz de cumplir con los requerimientos de una determinada aplicación, sin embargo, todos estos índices encuentran sus fundamentos en el análisis de la eficacia de estos dispositivos.

Otro factor que debe ser considerado es el llamado *envejecimiento calendario*, el cual ocurre debido al mero paso del tiempo independientemente del ciclado de los MANC. Como caso particular, ha sido relevado experimentalmente que las BL presentan un envejecimiento acelerado al ser almacenadas con bajos niveles de carga [76]. Un efecto similar ha sido relevado en el caso de los SC, sin embargo en este caso, estos envejecen al ser almacenados con niveles altos de carga [77].

2.1.2. Carga y capacidad de carga

Dado que es común confundir estos parámetros, en primer lugar se realiza una presentación intuitiva de estos. Ambas variables son medidas en Ah, pero son en realidad variables diferentes:

- La carga de un MANC varía en los procesos de carga y descarga.
- La capacidad de carga, es el máximo valor de carga almacenable en el MANC. Este es un valor fijo.

La capacidad de carga de un sistema de almacenamiento depende fuertemente de las características de los mismos. En el caso de poseer una BFRV o una PC, la capacidad dependerá de la cantidad de electrolito o combustible almacenado en los tanques externos. En cambio, en el caso de las BL o SC, esta es una propiedad de cada celda y de los materiales empleados para su construcción.

Por otro lado además, es importante unificar la nomenclatura respecto de lo que se conoce como capacidad de carga. Al adquirir un sistema de almacenamiento de 100Ah, se dice que esta es su *capacidad nominal*. Este es un dato provisto en las hojas de datos. Sin embargo, si fuera posible medir la capacidad del sistema, podríamos ver que su *capacidad real* es de (sólo por dar un ejemplo) 110Ah. La capacidad real cambia, como producto del uso de los MANC, por lo general decreciendo. Por otro lado además, desde el punto de vista del uso, podría definirse la *capacidad efectiva*. Esta última representa el valor de carga al cual efectivamente se le da uso en una aplicación en concreto. Al igual que la capacidad real, esta depende del uso del sistema.

Cabe remarcar, que para MANC operando en sistemas de potencia, la cantidad de energía que es posible extraer depende (debido a la caída de tensión interna) del nivel de corriente de trabajo. Esto implica que, debido a procesos de difusión, reacomodamiento interno de cargas, efectos de polarización que limitan la tensión de las celdas, etc., la capacidad efectiva de los MANC, es menor que la capacidad real. Consecuentemente, es normal en muchas aplicaciones hacer referencia a la capacidad efectiva como un dato de mayor relevancia que la capacidad real.

2.1.3. Pérdidas serie

En el Capítulo 4 se realizará una presentación formal de una variedad de modelos disponibles para los módulos de almacenamiento de energía. Sin embargo, con el objetivo de realizar una presentación intuitiva de algunas de las características de estos sistemas, en esta subsección son presentados los conceptos de resistencia serie e impedancia de los MANC.

2.1.3.1. Resistencia serie

Debido a la inherente resistencia a la circulación de iones y electrones en el electrolito, en los electrodos y en los contactos eléctricos, todos los dispositivos de almacenamiento poseen una resistencia serie la cual es modelada (generalmente) linealmente [70][78][79][80]. Es decir que genera una caída de tensión (v_{Ω}) en bornes de los dispositivos proporcional al valor de corriente (i_{Ω}) que circula por ella:

$$v_{\Omega} = i_{\Omega} \times r_{\Omega} \quad (2.1)$$

Dado que se trata de un parámetro importante en el diseño de módulos de almacenamiento, este parámetro es por lo general brindado en la hoja de datos. En este punto, es menester mencionar que las definiciones en la bibliografía en torno al valor de resistencia serie son también en general ambiguas. Por lo tanto en esta tesis se diferencian los siguientes casos:

- **Resistencia óhmica:** esta resistencia permite modelar la caída de tensión en bornes del sistema de almacenamiento al aplicar un impulso de corriente.
- **Resistencia interna:** se entiende como la suma (o contribución) de todas las resistencias internas. Esta permite modelar la caída de tensión en bornes que resulta de aplicar un valor constante de corriente.

2.1.3.2. Polarización - activación

En los MANC existen diversos fenómenos de naturaleza electroquímica que afectan al valor de tensión en bornes de los dispositivos al circular un valor de corriente. Para comprender el funcionamiento de los MANC en procesos transitorios, los aspectos más relevantes desde el punto de vista de la modelización están relacionados con: el modelado de los electrodos porosos, con el análisis de soluciones de concentración, principios básicos de electrónica (ley de Ohm), el análisis cinético de las partículas internas y los balances de carga dentro de los MANC, entre otros [68][81][79]. Todos estos fenómenos además, deberían ser analizados considerando la geometría de las celdas.

En general, estos fenómenos generan una diferencia de potencial interna en los electrodos, asociada con la polarización de los electrodos lo cual causa una diferencia entre el valor de tensión esperado y el medido. Este efecto, genera pérdidas en los sistemas de almacenamiento, las cuales son por lo general llamadas pérdidas de activación, y son diferentes según el MANC considerado. A pesar de estas aparentes complejidades, y de que el estudio detallado de las celdas es de suma relevancia para el desarrollo de sistemas de almacenamiento que superen en rendimiento a los sistemas actuales, es posible simplificar este análisis al realizar una caracterización en el dominio de la frecuencia, análisis conocido como espectroscopia química de impedancia. Este análisis, puede extrapolarse sencillamente para caracterizar no sólo una celda de almacenamiento, sino también módulos, lo cual brinda un modelo sencillo de los MANC el cual resulta sumamente útil desde el punto de vista de la implementación y el control de los sistemas de almacenamiento de energía.

2.1.4. Eficiencia

Es posible analizar la eficiencia de los sistemas de almacenamiento en términos de diferentes variables y condiciones de funcionamiento. Por un lado, la llamada

eficiencia coulombica (también llamada *Faraday efficiency*) relaciona la cantidad de carga que es posible extraer de los sistemas de almacenamiento con la cantidad de carga que hubiera ingresado [74]. Es decir:

$$\eta_C = \frac{\Delta Q_{descarga}}{\Delta Q_{carga}} \quad (2.2)$$

donde se ha definido a η_C como la eficiencia coulombica, y a Q como la carga medida en Coulombs. Debido a que existen inherentemente pérdidas en los sistemas de almacenamiento, esta eficiencia será siempre menor a uno. En el caso de las BL este valor es superior al 99 %, lo que indica que prácticamente toda la carga almacenada en estos dispositivos puede ser extraída nuevamente.

Esta definición no considera las pérdidas por calor generadas en la transferencia de cargas, por lo que en función de la aplicación, podría ser útil definir la *eficiencia energética*.

$$\eta_E = \frac{\Delta E_{descarga}}{\Delta E_{carga}} \quad (2.3)$$

donde η_E es la eficiencia energética, y ΔE es la diferencia entre la energía almacenada/entregada en los procesos de carga o descarga según corresponda. La pérdida de energía es ocasionada por la existencia de la resistencia eléctrica en los electrodos de los sistemas de almacenamiento.

2.1.5. Carta de Ragone

Con el objetivo de comparar visualmente distintos módulos de almacenamiento, se ha utilizado el gráfico conocido como *carta de Ragone* [74][54]. En esta son dispuestas en abscisas y ordenadas, la densidad de potencia y la densidad de energía de una variedad de MANC. Alternativamente suelen emplearse la energía específica y la potencia específica. A continuación se definen brevemente estos términos, y se discute su utilidad en términos de la comparación entre dispositivos de almacenamiento.

- **Energía, densidad de energía, y energía específica**

La energía es una medida del trabajo que la batería es capaz de realizar. Para los MANC se acostumbra indicar la energía en unidades de Wh. La energía nominal (E_N) de un sistema de almacenamiento depende de su capacidad de carga nominal (Q_N) y de su tensión nominal (V_N) a través de:

$$E_N = Q_N \times V_N \quad (2.4)$$

En el Capítulo 3, es presentada la variación de tensión en bornes para una

variedad de MANC. Dado que esta no es constante, la definición de la energía de un MANC de la Ecuación (2.4) es una aproximación, y puede adoptar una variedad de significados en función de los valores empleados para su cálculo. Al igual que con la capacidad, es plausible definir los valores de energía nominal, energía real, y energía efectiva.

Con el objetivo de comparar diferentes tecnologías de almacenamiento, se suele utilizar la energía específica, la cual presenta la energía por unidad de masa [Wh/kg]. La densidad de energía es un concepto muy similar, sólo que indica la energía por unidad de volumen, por lo general en litros. Este último concepto, dependerá también de los medios empleados para unir las múltiples celdas de una misma tecnología.

- **Potencia, densidad de potencia, y potencia específica**

La potencia es la máxima energía por unidad de tiempo que un MANC es capaz de entregar. Esta es por lo general una variable brindada en la hoja de datos puesto que depende de la máxima corriente y de la máxima tensión que los sistemas de almacenamiento sean capaces de manejar. Sin embargo, es importante considerar y evaluar esta variable cuidadosamente, puesto que la potencia efectivamente transferida hacia la carga depende del acoplamiento entre la resistencia interna de los MANC y la carga.

Al igual que en el caso de la energía, suele definirse la potencia por unidad de volumen (densidad de potencia), y/o peso (potencia específica), lo cual permite realizar comparaciones entre diferentes tecnologías de almacenamiento.

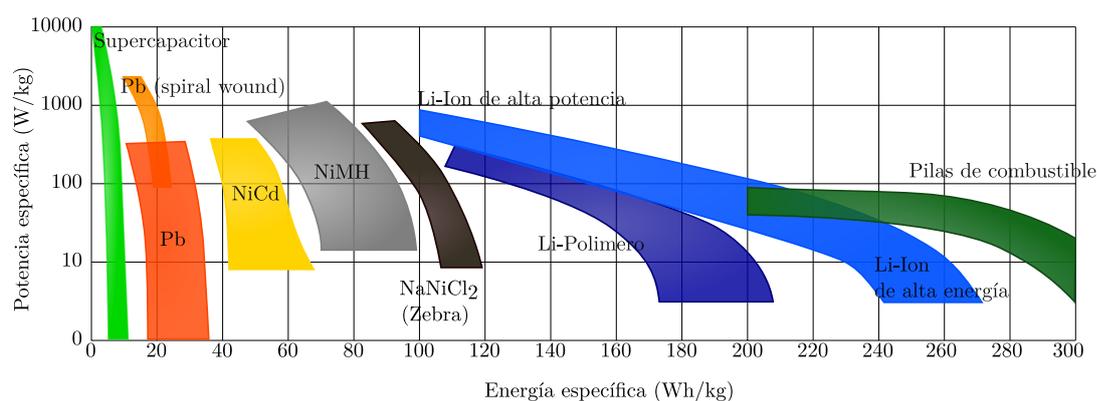


Figura 2.1: Carta de Ragone, ejemplo ilustrativo.

En la curva de Ragone para un sistema de almacenamiento, es posible visualizar todo el rango de operación en potencia y energía normalizado por unidad de volumen o peso. Sin embargo, para comparar múltiples sistemas

de almacenamiento, típicamente se emplea sólo el punto de máxima potencia y energía, entendiéndose que puntos de funcionamiento de menor potencia o energía son accesibles (Observar la Figura 2.1).

Cabe destacar, que la percepción de una lectura superficial de estos gráficos, bien puede ser engañosa. La aparente superioridad de las BL en comparación a otros módulos es debida a la normalización por unidad de masa, o volumen para el caso de utilizar densidad de energía. Teniendo esto último en consideración, es posible realizar un gráfico que considere (por ejemplo) la eficiencia en el uso, o las variables que sean de interés. Una alternativa menos diversificada para lograr esto último son las cartas tipo radar (Figura 2.2), dónde es posible comparar rápidamente el desempeño de algunos sistemas de almacenamiento en función de una multiplicidad de parámetros.

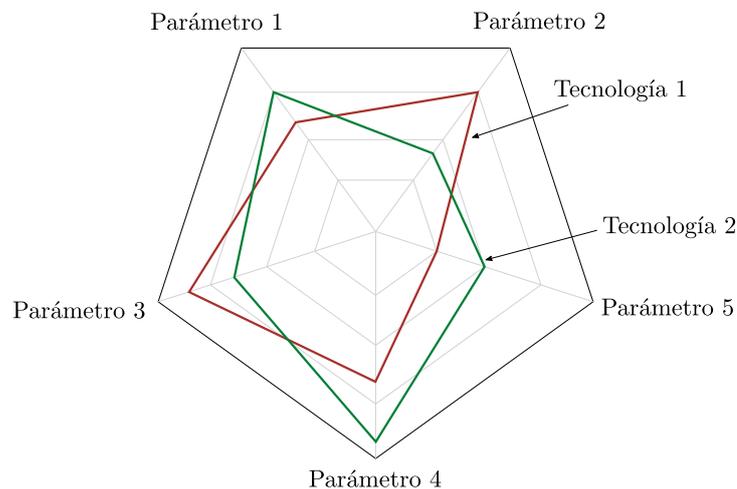


Figura 2.2: Carta tipo radar de 5 parámetros.

2.1.5.1. Complementariedad en energía y potencia

Una comparación entre la densidad de potencia y energía de diferentes MANC permite dilucidar algunas de las inmediatas ventajas de combinar diferentes sistemas de almacenamiento [27]:

- Mejora la respuesta dinámica del conjunto al reducirse el tiempo que le demanda al sistema alcanzar la potencia requerida por la carga [82].
- En general se reduce el costo y el peso global del sistema.
- Los componentes pueden operar en una región de mayor eficiencia, para que ningún subsistema tenga que proporcionar la potencia a plena carga [53].

- La incorporación de un sistema auxiliar permite proporcionar una tensión estable en la carga, suministrando simultáneamente la potencia media demandada.
- Se aumenta la versatilidad del sistema permitiendo recuperar energía desde la carga (regeneración) o excedentes de potencia de alguna de las fuentes.
- Se incrementa la vida útil del sistema al evitar someter a estrés los módulos involucrados [64][74][52].

Como fuente de energía auxiliar, los SC suelen ser la principal opción. Por un lado, estos pueden suministrar (o absorber) la variación de potencia transitoria y permitir que los módulos de mayor energía alcancen lentamente los nuevos niveles de demanda o bien, que estos funcionen en condiciones cuasi-estacionarias. Este último beneficio conduce a una mejor calidad de la energía producida por el sistema, ya que un rápido aumento en la demanda de carga no podría ser suministrado por los módulos de alta energía, dando lugar a una caída temporal de la tensión de salida, la cual podría incluso causar una parada indeseada del sistema o el daño de algún dispositivo alimentado por el mismo. Por otro lado, aquellos sistemas basados en SC poseen como ventaja un mayor ancho de banda que las tecnologías de baterías convencionales, lo que se traduce en una respuesta dinámica más rápida. Además, los SC presentan un elevado número de ciclos de carga-descarga: estos admiten entre 500.000 y 1.000.000 de ciclos de carga/descarga profunda con una degradación menor al 20 %, y presentando además en estos procesos, una alta eficiencia [51][83].

Sin embargo, cabe destacar que los SC no son los únicos dispositivos capaces de cumplir las funciones descritas. Esto, dependerá del tipo de demanda de potencia y de los sistemas de almacenamiento que se dispongan para cumplir con los requerimientos de diseño. Otros tipos de baterías, o volantes de inercia (*fly wheels*) también podrían ser empleados. Los volantes de inercia son dispositivos que permiten almacenar energía cinética, a partir de la rotación a gran velocidad de un volante con un alto momento de inercia. Actualmente estos logran almacenar cantidades de energía comparables a la de una batería, con la ventaja adicional de no contener materiales peligrosos ni de ser afectados por cambios en temperatura. Son dispositivos confiables y resultan ideales para complementar o reemplazar los sistemas de baterías convencionales de plomo-ácido. Además, poseen densidades de potencia comparables con los SC. Sin embargo, a pesar de que las tecnologías actuales permiten producir volantes de inercia de bajo mantenimiento, el hecho de que tengan piezas mecánicas rotantes los hace inadecuados para ciertas aplicaciones [84].

En la actualidad además, existe un gran interés en la investigación y desarrollo de nuevos sistemas de almacenamiento, puesto que resulta un área crítica en los

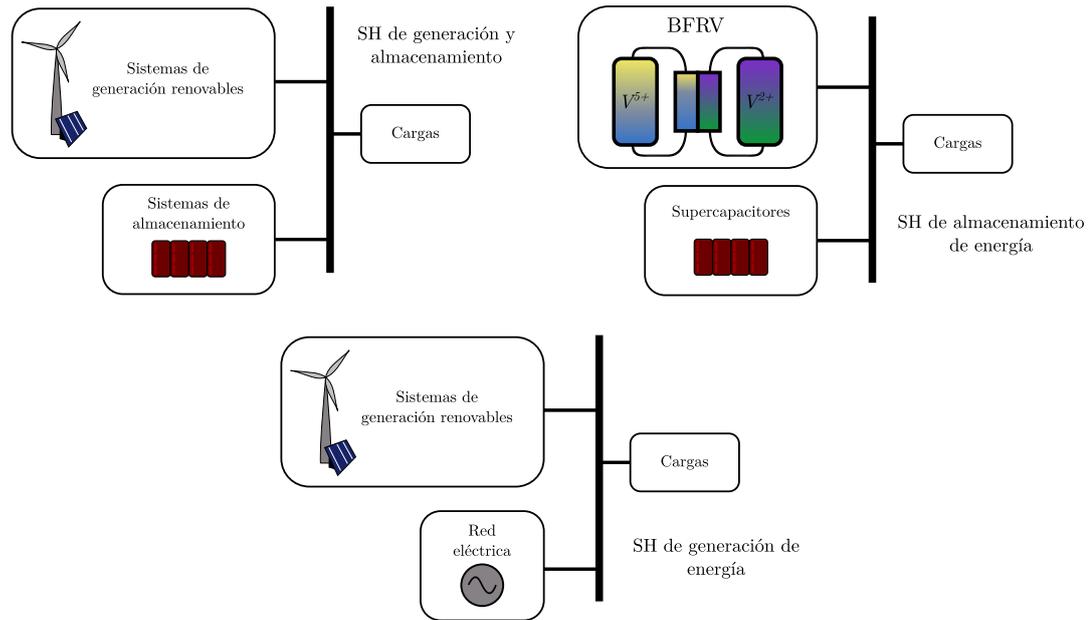


Figura 2.3: Esquemas ilustrativos de SH de generación y almacenamiento de energía.

sistemas de generación de energía eléctrica basada en fuentes renovables. En este sentido, hoy en día han surgido dos nuevas tecnologías muy prometedoras e interesantes en este campo, como lo son las baterías de litio-aire. Sin embargo, éstas son aún objeto de numerosas investigaciones y su aplicación comercial o masiva en el corto plazo en sistemas de media y alta potencia no está prevista [85][59][86].

2.2. Sistemas híbridos para generación de energía y aplicaciones móviles

No existe actualmente una definición única respecto a lo que se considera un SH. En el marco de esta tesis, los SH combinan diversas fuentes de energía o almacenamiento para un fin común, generalmente para el posterior abastecimiento de una determinada demanda energética. Esta definición nada indica respecto a la manera en que las fuentes se combinan o interconectan. Aún más, tampoco indica el tipo de energía que producen o almacenan: podrían interconectarse fuentes de energía eléctrica con fuentes de energía mecánica, térmica o química, sólo por citar algunos ejemplos. A continuación, y a lo largo de la presente tesis, los SH estudiados son en última instancia, fuentes de energía eléctrica de diversa naturaleza.

En la Figura 2.3, pueden observarse ejemplos para diferentes tipos de SH, incluyendo diferentes variedades de sistemas de almacenamiento y generación de

energía. Algunas ventajas que provienen de la interconexión de una multiplicidad de fuentes de energía han sido mencionadas previamente para sistemas de almacenamiento. Al incluir sistemas de generación, algunas de estas propiedades pueden extrapolarse para SH:

- Disponer de sistemas de almacenamiento que puedan funcionar como *buffers* permite incrementar la densidad de potencia de los sistemas.
- Si la densidad de energía de los MANC involucrados es lo suficientemente alta, es posible satisfacer la demanda de energía, incluso en ausencia de energía generada por fuentes renovables. Esto es, permiten ser *unidades de respaldo* para la provisión de energía. Esto aumenta la confiabilidad de estos sistemas.
- La combinación de dispositivos con distinto tipo de respuestas transitorias características, permite aumentar la vida útil de los dispositivos involucrados. Esto aumenta la durabilidad, y disminuye el impacto del reciclado de estos sistemas.
- La utilización de sistemas de almacenamiento permite independizar el control de las fuentes de energía renovable de la demanda de potencia. Esto dota a los sistemas de control asociados de una gran versatilidad. Potencialmente incluso de una mayor eficiencia.

Con el objetivo de lograr un acoplamiento eficiente de las diversas fuentes de energía en un SH de generación y/o almacenamiento de energía, deben emplearse dispositivos que permitan realizar un adecuado control de todas las variables energéticas. En particular, en los SH que combinan fuentes de energía eléctrica y cuyo objetivo es alimentar una misma carga, se utilizan convertidores electrónicos de potencia. Estos permiten acoplar las tensiones y corrientes de los diversos módulos mediante el empleo de controles supervisores dedicados. El funcionamiento de los diferentes SH, dependerá del tipo de conexionado empleado. A continuación se presentan las características básicas de diferentes esquemas de SH, haciendo especial hincapié en aquellos basados en los MANC empleados en esta tesis, detallando sus principales ventajas y desventajas.

2.2.1. Sistemas de generación distribuida

El término generación distribuida (GD) se refiere a la obtención de energía eléctrica a partir de unidades de generación de pequeña escala, por lo general ubicadas cerca del punto de consumo. Esto último en oposición a la generación centralizada en ubicaciones remotas en grandes centrales. Los sistemas de generación basados en fuentes alternativas, podrían desempeñar un papel importante para satisfacer la demanda de consumo, utilizando los conceptos de GD.

Dentro de las principales ventajas de los sistemas de GD se encuentran: reducción de las pérdidas en largas líneas de transmisión y distribución, reducción del costo de instalación, mejoras en la regulación de tensión local, y posibilidad de escalamiento del sistema mediante la adición de otras unidades de generación [87]. Actualmente, muchos sistemas basados en MANC se utilizan en configuraciones de GD en aplicaciones tales como hospitales, hoteles, oficinas, escuelas, estaciones de carga de VE, y hogares residenciales [27][66][88]. En estos casos, el sistema suele encontrarse conectado a la red eléctrica para proporcionar energía adicional, sin embargo, podría plantearse su uso como un sistema independiente para generar electricidad en zonas remotas o aisladas (conocidos como sistemas “autónomos” o en inglés *standalone*). La utilización de MANC en aplicaciones de GD puede ser como fuente de principal de potencia o como unidad de respaldo.

2.2.1.1. Uso de MANC como unidades de respaldo

Se define como fuente de energía de respaldo a cualquier dispositivo que proporciona energía con alta performance dinámica y gran estabilidad, cuando las fuentes de energía principales no están disponibles o no pueden satisfacer la demanda principal de energía. El uso de MANC como respaldo en sistemas de GD toma relevancia en una configuración en la que fuentes renovables, como aerogeneradores y/o sistemas fotovoltaicos son las fuentes de generación principal. En estos sistemas, la generación de energía por parte de las fuentes principales depende fuertemente de las condiciones ambientales.

Si existiese un exceso de energía generada, esta podría almacenarse en los MANC por los medios que correspondan. En el caso de las PC por ejemplo, la energía sobrante podría emplearse para producir y almacenar Hidrógeno. Por otra parte, con un diseño apropiado, los MANC deberían ser capaces de abastecer la demanda de energía eléctrica cuando la generada por las fuentes principales no es suficiente. En estos sistemas, una alternativa como unidad de respaldo es el uso de baterías convencionales. Sin embargo, es una opción que corre en desventaja si se tienen en cuenta factores como contaminación ambiental, economía, fiabilidad y durabilidad [87][46]. De ser necesario, en estos esquemas podrían incorporarse múltiples fuentes de almacenamiento de energía, para mejorar la velocidad de respuesta del SH ante cambios en la demanda.

2.2.1.2. Uso de MANC como fuentes principales de provisión de potencia

El uso de MANC como fuente principal de potencia en sistemas de GD de pequeña escala es una solución que ha producido un gran interés en los últimos años. Esta configuración cobra especial sentido al utilizar PC o BFR como siste-

mas de almacenamiento [36]. Si pudiera garantizarse una estrategia que permita abastecer los tanques de estos sistemas, estos podrían encargarse de abastecer la demanda de potencia en períodos concentrados, y recargarse lentamente en los períodos de poca actividad en la demanda. Con el objetivo de no sobre exigir al sistema de almacenamiento principal, suelen incorporarse otras tecnologías de almacenamiento, en algunos casos SC o *flywheels*.

Un caso típico de estudio de esta clase de sistemas, podría ser el de las estaciones de recarga de VE en puntos lejanos [88]. Los VE requieren sistemas de carga rápida, que provean toda la energía para recargar los vehículos en lapsos de típicamente entre 15 y 30 minutos. Según el tipo de vehículo, estos pueden requerir una potencia promedio de hasta 200kW. Por lo tanto, un esquema capaz de proveer estos niveles de potencia durante períodos específicos de tiempo, que no representen al mismo tiempo un sobredimensionamiento del SH, debería utilizar algún MANC, junto con alguna fuente que provea de forma distribuida a lo largo del día la energía promedio requerida [89]. Esto permitiría evitar el emplazamiento de subestaciones de potencia en puntos específicos de recarga, y permitiría la democratización del acceso a los puntos de recarga de los VE.

2.2.2. Aplicaciones móviles

En la actualidad, los VE han alcanzado una penetración en el mercado internacional, particularmente en Europa, y China [90][91]. Si bien en general, los VE son la principal opción para el reemplazo de los vehículos de combustión interna, cabe destacar que también han sido utilizados donde el ruido o la contaminación de los motores de combustión interna prohíbe su aplicación. Por ejemplo, esta situación se da en el caso de utilitarios de la industria minera o en sistemas de transporte subterráneo. También son útiles en sitios con ausencia de aire como en el caso de vehículos submarinos y de aplicación espacial [92].

Particularmente, las BL han sido las impulsoras de los grandes desarrollos en materia de VE de la última década [53][54][93]. La gran densidad de energía de esta clase de sistema de almacenamiento ha permitido que los VE alcancen autonomías superiores a los 600km. Sin embargo, estas no son el único sistema de almacenamiento capaz de alcanzar los requerimientos para una variedad de sistemas de transporte. Las PC por ejemplo, ofrecen muchas ventajas para su aplicación en VE. Este sistema en particular, es capaz de producir energía eléctrica en forma continua mientras se provea el combustible necesario. Complementariamente son eficientes, limpias y flexibles. Alcanzan un 60 % de eficiencia eléctrica a temperaturas de funcionamiento inferiores a otras tecnologías y la conversión de Hidrógeno a energía de tracción produce como subproducto sólo agua y calor. En la industria automotriz, prácticamente todos los fabricantes de automóviles han construido



(a) Chrysler Eco Voyager.



(b) Mercedes Benz Clase A F-Cell.



(c) Mercedes Benz Bus Citaro.



(d) Volkswagen Passat HyMotion.

Figura 2.4: Ejemplos de VE basados en PC.

prototipos de vehículos basados en PC con algún grado de hibridación y asimismo anunciado sus planes futuros, para su producción en serie y comercialización en los próximos años. En la Figura 2.4 se presentan algunos ejemplos.

2.2.3. Métodos de carga - *Vehicle to grid*

Debido a la proliferación de los VE, han surgido algunas posibilidades de conexión con la red interesantes, tales como la peculiar *vehicle-to-grid* (V2G), por sus siglas en inglés. Este es un esquema en el cual los VE conectados en estaciones de recarga interactúan con la red eléctrica, ya no sólo recibiendo la energía requerida para cargar los vehículos sino siendo capaces de (bajo condiciones específicas) entregar potencia al suministro eléctrico.

Realizar este tipo de conexión permitiría que los MANC de diferente naturaleza utilizados en los VE, sirvan para regular la calidad del suministro. Este tipo de esquemas ha comenzado a ser estudiado como una alternativa para compensar la demanda extra presentada por la masificación de VE. El incremento en la demanda de energía requerido para cargar los VE puede ser significativo, y los picos de potencia en las estaciones de carga rápida podrían ocasionar variaciones locales en la red. Sin embargo, esta es una idea aún incipiente, y no es claro el impacto en el deterioro al que los MANC son sometidos, en vistas de que originalmente no habrían sido diseñados para cumplir con esta clase de requerimientos.

2.3. Arquitecturas de sistemas híbridos basados en MANC

Las arquitecturas de SH de generación y almacenamiento de energía eléctrica se pueden clasificar, en primera instancia, según el bus principal de conexión. Este último, puede ser un bus de corriente alterna (CA) o bien de corriente continua (CC). Si bien ya se han brindado algunos ejemplos para estos tipos de arquitecturas, a continuación se formaliza su tratamiento.

- *Conexión con bus de CA*

En este primer caso, todas las fuentes intervinientes se hayan conectadas a un bus principal de CA. En el caso de sistemas no autónomos además, se realiza una conexión hacia la red. Las fuentes pueden ser naturalmente de corriente alterna (como es el caso de la energía extraída de generadores sincrónicos para extracción de energía eólica o marina), o bien de continua con un inversor asociado. Además las fuentes podrían localizarse en puntos cercanos, o estar separadas distancias considerables. Este tipo de SH acoplados en CA, presentan como desventajas que la amplitud y frecuencia de la tensión del bus de CA deben ser adecuadamente controladas para asegurar estabilidad del sistema de generación y compatibilidad con la red, si es que existe dicha conexión. En ocasiones la cantidad de convertidores electrónicos asociados puede incrementar los costos y la complejidad, reduciendo a su vez la eficiencia del sistema.

- *Conexión con bus de CC*

En SH acoplados en corriente continua, las fuentes de energía podrían o no, hallarse conectadas al bus común de CC a través de convertidores electrónicos. Como veremos más adelante, es posible en este caso realizar una conexión directa entre los sistemas, reduciendo el número de convertidores electrónicos. En caso de tener conexión a red, esta se hace a través de un único inversor de salida. En este último caso, la tensión y la frecuencia de la red son independientes de aquellas de cada fuente utilizada. Sin embargo, el uso de un único inversor implica que el mismo deberá ser capaz de manejar la suma total de las potencias de las fuentes intervinientes.

Dado que los MANC, los cuales son de especial interés en el desarrollo de esta tesis, son de CC, a continuación se presenta el análisis de diferentes configuraciones basadas en un bus principal de CC que vincula las distintas fuentes de energía y cargas presentes. Este tipo de estructuras son flexibles, escalables y las más utilizadas en SH de baja y media potencia. Además de ello, se centran los esfuerzos en el análisis de aquellas configuraciones que son empleadas para el desarrollo de sistemas de observación y estimación de parámetros en MANC.

2.3.1. Configuración paralela directa

La configuración híbrida más sencilla está formada por dos MANC conectados directamente al bus de CC, como se muestra en la Figura 2.5. A pesar de su sencillez, esta posee varias desventajas entre las que se destacan dos limitantes para su utilización, descritos a continuación.

En primer lugar, la tensión de ambos MANC debe coincidir, con el fin de no sobrecargar ninguno de los sistemas involucrados, lo que limita en gran medida la flexibilidad del sistema. Además, en este sentido, si se utilizara como dispositivo de almacenamiento un SC, no podría aprovecharse al máximo la capacidad de almacenamiento del mismo. Un ejemplo que permite ilustrar este punto, y que será nuevamente evaluado en capítulos subsiguientes, es el de un SC conectado en paralelo con BL. Dado que la profundidad de descarga de las baterías no suele superar el 75 %, la energía remanente en los SC no podrá ser utilizada.

En segundo lugar, debido a que la distribución de potencia entre los MANC está determinada por las características de impedancia de cada fuente, el rendimiento del SH en esta configuración puede verse restringido por los límites de potencia de alguno de los dos dispositivos. Esto dependerá de la velocidad de respuesta transitoria de cada uno de los sistemas.

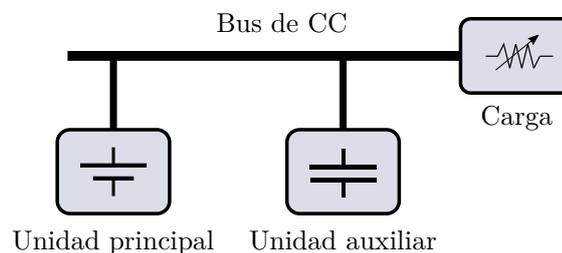


Figura 2.5: Esquema de una arquitectura de conexión paralela directa.

Por último, un aspecto no menos importante en esta configuración, es que no es posible controlar la dinámica de los sistemas involucrados. Sólo se podría interactuar con la potencia de carga a través de algún convertidor externo de CC o CA, pero no se dispondría de medidas de control sobre la tensión o corriente de funcionamiento de ninguno de los módulos. Por lo tanto, un adecuado funcionamiento para este tipo de topología, depende fuertemente de estudios previos, y de la precisión que se posea respecto a las características de los módulos intervinientes.

2.3.2. Configuración paralela indirecta simple

En un SH con múltiples MANC, no todos poseen la misma funcionalidad. Podría pensarse por ejemplo en cualquier aplicación que emplee SC, en la cual

estos son la *fente auxiliar* encargada de proveer las fluctuaciones de potencia, mientras que la *fente principal* es la que se encarga de entregar el valor medio de potencia. Empleando dos MANC uno de los cuales es una fuente auxiliar y el otro la fuente principal, se presentan las estructuras de las figuras 2.6.a y 2.6.b, las cuales emplean un único convertidor.

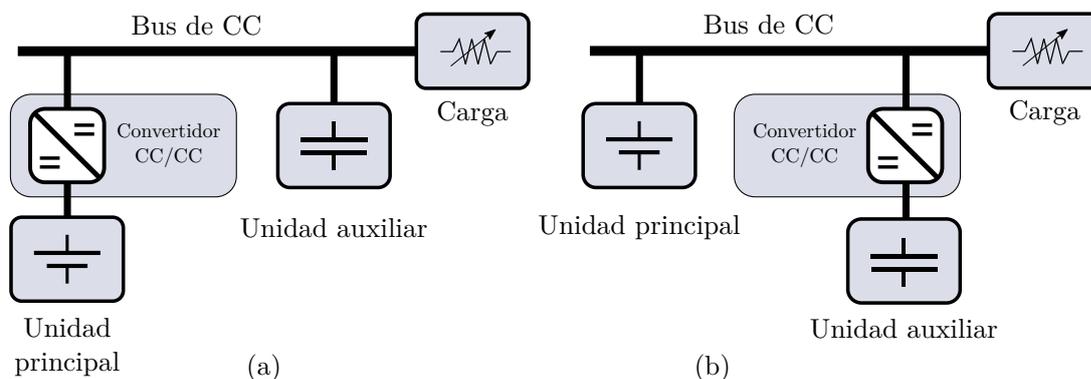


Figura 2.6: Esquema de una arquitectura de conexión indirecta simple.

El primero de los esquemas presentados regula la potencia de salida de la fuente principal para abastecer la demanda de la carga hasta alcanzar su capacidad nominal. El remanente de energía entre la demanda de carga y la potencia entregada es suministrada por la unidad de energía auxiliar. Esta configuración aporta mayor versatilidad al conjunto, puesto que el convertidor electrónico permitiría -por ejemplo- llevar lentamente al sistema de almacenamiento principal a su punto nominal de funcionamiento. Es decir, el convertidor agrega al sistema un grado de libertad.

Por otra parte, en la configuración de la Figura 2.7 es posible regular la tensión del bus de CC a través del control de la potencia de salida del sistema auxiliar. Para que este esquema opere correctamente, es necesario disponer de un control supervisor, el cual debe determinar las referencias adecuadas para el convertidor principal, a partir de un análisis de las mediciones y estimaciones de las fuentes de almacenamiento y del bus de CC. Estas medidas son entregadas a una unidad de control, la cual regula el funcionamiento del convertidor para garantizar la estabilidad y eficiencia del SH.

Una variación de este esquema fue estudiado y analizado en profundidad para los desarrollos presentados en [88] y [94], donde se dispuso dos convertidores, uno de CA/CC para conectar un sistema de conversión de energía eólica, y otro de CC/CC para conectar el bus de CC con la carga. Esto es discutido mas adelante en el Capítulo 8.

2.3.3. Configuración paralela indirecta basada en múltiples convertidores

Para adquirir un mayor grado de libertad en el control de las variables del SH, es necesaria la incorporación de un mayor número de convertidores. Naturalmente esto también implica un aumento en el costo de producción y mantenimiento. En particular, en la Figura 2.7 se presenta un esquema simple de una estructura para SH que utiliza un convertidor electrónico de CC por cada fuente de energía asociada al bus de CC. En esta configuración, es necesario que al igual que en la configuración paralela indirecta simple, uno de los sistemas de almacenamiento regule de forma estable el valor de tensión del bus de CC. Debido a su rápida velocidad de respuesta, los SC suelen ser empleados con este fin.

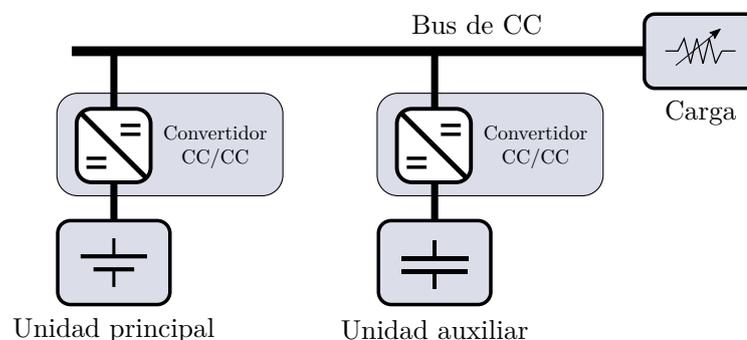


Figura 2.7: Esquema de una arquitectura de conexión indirecta completa.

En cuanto a los convertidores restantes, estos son controlados para garantizar la estabilidad en el intercambio de energía y potencia entre los elementos involucrados. De esta manera, esta estructura permite abastecer la energía requerida por la carga desde las diferentes fuentes de energía asociadas, mientras mantiene la tensión del bus en un valor constante. De todas las aquí descritas esta resulta la más versátil y se utiliza en numerosas aplicaciones, desde transporte hasta sistemas de GD. En particular, la principal ventaja de este esquema para su uso en VE radica en que el bus de CC, puede conectarse hacia un cargador externo, y regular internamente los procesos de carga de las baterías, evitando daños por los sistemas de carga asociados.

La principal desventaja de las estructuras paralelas de múltiples convertidores consiste en el aumento de las pérdidas eléctricas, asociadas al incremento en el número de convertidores electrónicos. Esto, redundando en la reducción del rendimiento global del SH. Es por ello que en algunos casos, donde el rendimiento es un factor limitante, resulta de mayor interés el uso de estructuras sencillas de integración directa como las descritas previamente. Este tipo de esquema fue

estudiado y analizado en profundidad para los desarrollos presentados en [94], lo cual es presentado en el Capítulo 8.

2.4. Resumen

En este capítulo han sido presentados algunos de los aspectos tecnológicos más relevantes en lo que respecta a la implementación de MANC en las aplicaciones específicamente consideradas en esta tesis. Estas son, aplicaciones móviles por un lado, y aplicaciones estacionarias por otro. Para ahondar en las complejidades involucradas en el diseño y uso de MANC en estas aplicaciones, fueron introducidos algunos de los conceptos fundamentales requeridos para caracterizar a estos últimos. Similarmente, se presentaron las nociones de impedancia serie, resistencia serie y capacidad de carga, las cuales son de utilidad para realizar el modelado de los MANC.

Luego, para formalizar los aspectos vinculados con las diferentes topologías de conexionado, se presentaron algunas definiciones referentes a los SH de almacenamiento y/o generación de energía. En línea con esto último, se presentaron las topologías constituidas con un bus de CC, las cuales son utilizadas en los diferentes casos de estudio analizados en esta tesis.

Capítulo 3

El quid de la cuestión

Para emplear MANC en SH es necesario abordar numerosos inconvenientes directamente relacionados con la medición de las variables energéticas de los sistemas de almacenamiento. Garantizar la seguridad, eficiencia, estabilidad y sustentabilidad de los diferentes módulos de almacenamiento requiere de un estudio en profundidad de estos sistemas. Para esto, en este capítulo son presentadas las variables energéticas empleadas para caracterizar los MANC.

Seguidamente, se plantean las dificultades a ser solucionadas en la estimación de dichas variables energéticas mediante una breve presentación de las opciones industriales actualmente disponibles. Posteriormente, en las últimas secciones de este capítulo son realizadas propuestas para mejorar el cómputo de estas variables. Esto es realizado a modo introductorio, habida cuenta de que estas propuestas se basan en los desarrollos presentados en capítulos subsiguientes.

3.1. Área de operación segura

Como se ha ido paulatinamente introduciendo en los capítulos previos, los módulos de almacenamiento de energía distan considerablemente de ser dispositivos ideales. Por un lado, su capacidad de almacenamiento es limitada. Por otro lado, la presencia de una impedancia interna, limita el valor máximo de corriente (y de potencia) que estos dispositivos son capaces de entregar. Por otro lado, la limitación física dada por un área máxima de electrodos, impone restricciones en los valores máximos de corriente, y los materiales con los que se construyen estos sistemas, limitan la tensión máxima de operación.

Es importante considerar que en la práctica, se imponen limitaciones a las variables eléctricas, con el objetivo de preservar la integridad de los sistemas de almacenamiento. Si por otra parte, la corriente, temperatura, o tensión máxima de los MANC son superadas, por lo general esto implica el comienzo de procesos irreversibles que deterioran los sistemas de almacenamiento, y comprometen su

eficiencia y seguridad [95][96]. Algunos de estos procesos de *envejecimiento* aparecen como resultado del uso normal y otros como producto del no-uso de estos dispositivos. De una u otra forma, garantizar el uso adecuado de los MANC es fundamental en cualquier aplicación. Esto no sólo para satisfacer los requerimientos de las aplicaciones en las cuales son utilizados, sino también para maximizar el rendimiento, garantizar la seguridad del usuario e incrementar al máximo la vida útil de estos dispositivos [69][97][98].

El término conocido como área de operación segura (AOS) hace referencia a la región de operación en la cual el rendimiento y las especificaciones de los MANC son garantizadas por las hojas de datos [60]. Para lograr el máximo aprovechamiento de los sistemas de almacenamiento, es menester tener a disposición una serie de variables, algunas de ellas directamente medibles, y otras que requieren del diseño de técnicas de observación y estimación de parámetros. Estas variables, son entregadas hacia controles dedicados que regulan el funcionamiento de los MANC [99][100][101][102]. Algunas de ellas podrían ser:

- Tensión de circuito abierto.
- Tensión en bornes.
- Corriente de operación.
- Máxima corriente extraíble.
- Temperatura.

Estas representan el mínimo conjunto de variables, aunque podrían emplearse otras, según el sistema de almacenamiento considerado. En función de estas últimas es posible confeccionar un gráfico de tres ejes, o bien una gráfica tipo radar, para indicar el AOS y comparar con el estado actual de funcionamiento. Se remarca que esta área de operación, no posee fronteras rígidas. Si bien algunos límites pueden estar bien definidos, en algunos casos el deterioro de los sistemas por fuera del AOS no es inmediato. Este es el caso de la degradación que sufren los sistemas de almacenamiento al trabajar por fuera de la temperatura recomendada.

Lo que es más aún, el AOS se modifica en función de la carga almacenada y de la salud de los MANC, conceptos que son presentados en secciones posteriores. Un sistema de control eficiente, debería modificar el área de trabajo de los sistemas de almacenamiento con el objetivo de maximizar la vida útil de los mismos así como su aprovechamiento energético. Es por este motivo, que acceder a mediciones o estimaciones de los parámetros internos de los sistemas de almacenamiento, es fundamental para mantener actualizadas las fronteras del AOS, según corresponda.

Por lo general, las fallas en las celdas ocurren como resultado de la operación por fuera del AOS [36][55][60]. Esto es conocido como *abuso*, y el mismo puede

llevar a una celda a abrirse (circuito abierto), o a entrar en corto circuito [103]. El abuso, también podría generar en última instancia una falla masiva en estos sistemas, siempre dependiendo del nivel de degradación y de la aplicación considerada. Es importante destacar, que a pesar de mantener los sistemas de almacenamiento siempre por dentro de su AOS, las celdas de los sistemas de almacenamiento se degradan como producto del paso del tiempo y del normal uso [51][104]. A continuación se presentan algunas clasificaciones adoptadas para los tipos de abuso posibles.

3.1.1. Abusos térmico y mecánico

Por lo general el abuso en el uso genera un impacto en el funcionamiento tanto de las celdas individuales como del conjunto de celdas [99][103]. En particular, los abusos térmicos y mecánicos pueden llegar a ser sumamente destructivos. Vale la pena remarcar que sin embargo, los diferentes tipos de abusos se encuentran relacionados entre si. Por ejemplo un valor de corriente exigente podría elevar la temperatura de una celda hasta llevarla a un punto crítico de funcionamiento, lo que podría dañar irremediablemente a dicha celda, incluso produciendo explosiones o incendios potencialmente dañinos para los usuarios de los sistemas de almacenamiento.

Dentro de los abusos mecánicos se destacan:

- Presión mecánica localizada producto de instrumentación externa (Por ejemplo por la colocación inadecuada de un termistor sobre la parte exterior de las celdas).
- Deformación en el eje vertical.
- Penetración de las celdas (esto podría ocurrir en el caso de accidentes).
- Vibración excesiva (Esto podría producir el desplazamiento de algunos de los componentes internos que componen las celdas y deteriorar sus propiedades incluso generar cortocircuitos internos).

Por otro lado el abuso térmico es mas restringido, e incluye por ejemplo:

- La exposición de los sistemas a fuentes de calor externas (durante o fuera de servicio) tales como la exposición al sol o la colocación en la cercanía de fuentes de calor abundante.
- La falta de disipación del calor generado durante el funcionamiento de las celdas. Es decir, la ausencia o funcionamiento inadecuado de los controles que debieran garantizar la estabilidad térmica de los sistemas.

Es por estos motivos que se presta especial atención al diseño de estructural y a las diferentes formas de conexionado de celdas, para evitar los inconvenientes que podrían surgir de una disposición inadecuada de los elementos que componen a un MANC.

3.1.2. Abuso eléctrico

El abuso eléctrico surge como resultado de utilizar a los MANC por fuera de los límites máximos y mínimos preestablecidos por los fabricantes. Algunos de estos límites son más difusos que otros. Este es el caso (por ejemplo) de la mínima tensión de operación en las BL, dado que en este caso el daño es ocasionado muy rápidamente al descargar a este sistema de almacenamiento con una tensión inferior a la mínima recomendada [75]. En el caso de invertir la tensión de funcionamiento el perjuicio es inmediato pudiendo producir incluso un daño catastrófico (destrucción total de la celda).

Asimismo, someter a las celdas a una sobrecarga de tensión podría ocasionar degradación considerable. En el caso de los SC por ejemplo, podría comenzar a ocurrir degradación del electrolito, con una posterior explosión de las celdas. Este efecto varía entre las diferentes tecnologías, por lo cual es importante considerar cada caso separadamente. En términos de la tensión de funcionamiento es posible ilustrar los rangos permitidos de variación con un gráfico ilustrativo como el de la Figura 3.1.

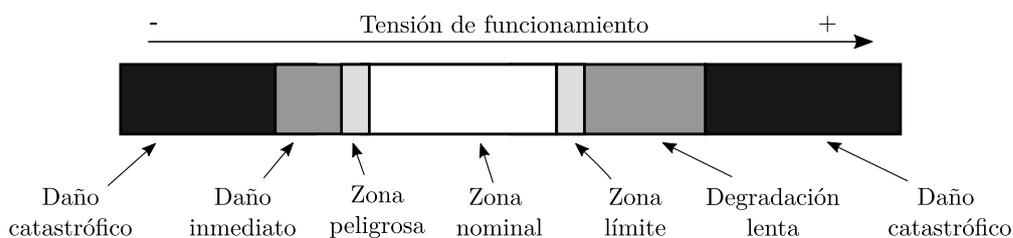


Figura 3.1: Rango de funcionamiento adecuado para la tensión de los MANC.

Para determinar el sobrepaso máximo admisible en la tensión de funcionamiento de los sistemas de almacenamiento, es necesario diferenciar entre la *tensión en bornes* y la *tensión de circuito abierto* (TCA) [105]. La primera es una variable accesible, la cual se puede medir a través de sensores de tensión en las celdas. La segunda, sin embargo, es la tensión de estado estacionario que aparece en bornes de los sistemas de almacenamiento cuando todos los procesos internos transitorios ya han transcurrido. Desde el punto de vista de la seguridad de las celdas, la tensión que debe ser considerada es la tensión en bornes. Esto es así debido a que el deterioro ocurre como consecuencia de la energía extra absorbida en los

electrodos, la cual es causante directa de reacciones secundarias y del subsecuente deterioro de las celdas.

En lo que respecta al abuso por exceso de corriente, es necesario distinguir entre dos tipos de corrientes que pueden soportar los sistemas de almacenamiento. Por un lado, se encuentra la corriente pico. Por lo general este dato es brindado como la máxima corriente que es capaz de entregar un sistema sin deterioro, el cual surge como resultado de una aproximación de primer orden para la expresión de la corriente de cortocircuito [106]. Por otro lado, se encuentra la máxima corriente de continua que los sistemas de almacenamiento son capaces de tomar o entregar. Este valor se encuentra relacionado con la máxima potencia interna que los sistemas de almacenamiento son capaces de disipar.

3.1.3. Otras consideraciones en BFRV

En el caso particular de las BFRV, es necesario considerar, además de los previamente mencionados, otros aspectos relevantes para garantizar el funcionamiento apropiado de estos sistemas de almacenamiento [69][107][108]. Particularmente, en lo que respecta a una apropiada conservación de la membrana [71]. Si bien este inconveniente no suele ser destructivo para este sistema de almacenamiento, una membrana deteriorada puede inducir desbalances en las concentraciones de iones en cada tanque, ocasionando grandes pérdidas y una disminución del rendimiento.

Adicionalmente, el electrolito que fluye a través de los electrodos debe encontrarse adecuadamente controlado. Si bien esto no supone una gran dificultad, es una consideración adicional para esta clase de sistemas, y un funcionamiento inadecuado podría afectar el balance de carga de las BFRV [109].

Otro de los inconvenientes que debe ser estudiado en profundidad, se encuentra relacionado con la posibilidad de realizar un adecuado escalamiento de las BFRV. La construcción de celdas de electrodos que preserven en la escala de los MW las propiedades de una batería de menor escala, no es una tarea trivial [45].

3.1.4. Otras consideraciones en BL y SC

Como ha sido introducido, los módulos de almacenamiento se construyen a partir de la combinación de elementos individuales, o celdas. Consecuentemente, el funcionamiento dentro del AOS debe ser garantizado tanto para cada una de las celdas individuales como para el módulo íntegramente [43][44][45].

Sin quitar mérito al desafío de controlar una celda individual de algún dispositivo de almacenamiento, es necesario destacar que en aplicaciones de potencia es necesario construir arreglos en paralelo y/o en serie de celdas. Esto se hace con el principal objetivo de alcanzar los niveles de potencia y energía requeridos, pero eleva considerablemente la complejidad del problema planteado [110]: diferencias

en los valores de capacidades de carga [102], o en la composición de los electrodos, en los dopajes, impurezas, etc., pueden ocasionar diferencias en los comportamientos tanto transitorio como estacionario, que pueden observarse en los procesos de carga y descarga de los MANC [111].

Para solucionar las diferencias en las tensiones de funcionamiento de las celdas, se emplean los llamados *métodos de balanceo* [74][112]. Estos son una herramienta necesaria para garantizar la seguridad en el uso de los módulos construidos. Para emplear estos métodos se debe complementar a los módulos con electrónica especializada: sensores de tensión, corriente y temperatura en primer lugar, y lógica asociada en segundo. La lógica asociada permite tomar decisiones tales como la conexión/desconexión de celdas, o limitar la corriente que entregan o toman los módulos de almacenamiento. De esta forma, se logra mantener las celdas dentro de niveles de tensión de operación seguros, mejorando las condiciones de utilización de las mismas.

Los métodos de balanceo se encargan entonces de garantizar el funcionamiento de los módulos como una unidad con una mayor capacidad de almacenamiento de energía. Sin embargo, es importante reconocer que estos métodos poseen límites: grandes desbalances no siempre pueden ser regulados, y podrían ser un indicativo de alguna falla catastrófica o muy importante en alguna celda del sistema. Es por esto último, que a pesar de necesitar de estos sistemas de seguridad, la caracterización en tiempo real de las celdas es fundamental.

3.2. Estados del alfabeto

Las variables que determinan el AOS en los módulos de almacenamiento, suelen presentarse en términos de otras medidas, relacionadas con el uso de los sistemas de almacenamiento. Por ejemplo, para el caso de la máxima corriente que pueden entregar, podría calcularse en términos de la máxima potencia disponible, la cual es una variable más útil desde el punto de vista del control de estos sistemas. Continuando con el ejemplo del cálculo de la máxima potencia disponible que garantice la operación dentro del AOS, resulta natural la necesidad de contar con estimaciones de los parámetros internos de los sistemas de almacenamiento.

Estas variables que combinan una variedad de información, son reconocidas como los *estados de...* Existe una amplia variedad de estados los cuales son indicativos de diferentes condiciones de funcionamiento de los módulos. Algunos de estos estados han sido masivamente adoptados, mientras otros aún no son reconocidos [74]. Debido a la falta de convención en términos de los que representa cada uno de estos estados, a continuación son presentados y formalizados algunos de estos términos, y en último lugar son introducidas mejoras para la determinación de algunos de ellos. Se debe tener en cuenta que aunque con sutiles diferencias, las de-

finiciones presentadas a continuación son aplicables tanto para celdas individuales como para módulos de sistemas de almacenamiento.

3.2.1. Estado de carga (SoC)

El estado de carga (SoC) es el más reconocido de los estados de los sistemas de almacenamiento [83][95][113][114][115][116]. Este se emplea como un indicativo de la carga relativa que posee una celda, o un módulo de almacenamiento de energía, respecto a su capacidad de carga. En términos sencillos el estado de carga quedaría definido entonces como:

$$SoC(t) = \frac{Q(t)}{Q_i} \quad (3.1)$$

donde $Q(t)$ es la carga almacenada en los sistemas de almacenamiento, y Q_i es la carga máxima nominal, real, o efectiva según corresponda. Debido a las múltiples acepciones para los valores de capacidad de carga, las definiciones del SoC pueden ser diferenciadas como:

- **SoC con capacidad nominal:** esta es una medida normalizada de la carga disponible. No brinda información acerca del deterioro de los sistemas de almacenamiento, pero permite estimar la energía disponible.
- **SoC con capacidad real:** esta medida es un porcentaje fehaciente del nivel de carga disponible en los módulos de almacenamiento respecto de la carga disponible. Sin el conocimiento de la capacidad de carga de los módulos, esta medida no proporciona información de la energía disponible.
- **SoC con capacidad efectiva:** al igual que el ítem anterior, esta es una medida porcentual. La diferencia radica en que la carga se divide por la capacidad efectiva, lo cual permite obtener una medida de la carga disponible dependiente de la aplicación en la cual se emplean los sistemas de almacenamiento.

La utilidad de algunos de estos términos es discutible, pero en última instancia esto dependerá de la aplicación en concreto. Por otro lado además, para utilizar cualquiera de estas definiciones, se requiere de una estimación precisa de la carga almacenada en estos sistemas. En el caso de los ítems 2 y 3, además, es requerida una estimación de la capacidad de carga del sistema bajo estudio.

Los métodos más empleados para llevar a cabo una estimación del SoC pueden dividirse entre aquellos basados en modelos para los sistemas de almacenamiento o en la integración de la corriente, para obtener una medida directa de la carga almacenada. Por un lado, los métodos que emplean sólo integración de corriente, poseen el inconveniente de que no es generalmente posible lograr una adecuada

inicialización, y suelen ser muy susceptibles a variaciones en los parámetros de los MANC. Por otro lado, los métodos basados en modelo suelen requerir tablas de *look-up*, debido a la relación unívoca que existe entre la carga almacenada y la TCA. La propuesta industrial más empleada consta de relevar el SoC mediante una aproximación de la TCA. Es decir, aproximando la TCA por una medición de la tensión en bornes de los sistemas de almacenamiento, luego de transcurrido un período de relajación. Esto induce un error considerable en la estimación inicial del SoC, en algunos casos mayor al 20 %.

3.2.2. Estado de salud (SoH)

El estado de salud (SoH) es junto con el SoC el estado más empleado [83][95][117][118]. Este permite obtener, con algún criterio previamente explicitado, el nivel de deterioro al que hubieran sido sometidos los módulos de almacenamiento. El SoH es un concepto sumamente útil e intuitivo: cuando los sistemas de almacenamiento son nuevos, se encuentran en perfecto estado y por lo tanto su SoH es prácticamente del 100 %; sin embargo este valor disminuye a medida que el sistema se degrada. Si el SoH cae por debajo de un determinado umbral entonces se recomienda quitar de servicio a la celda o módulo de almacenamiento en cuestión.

Desde el punto de vista del uso de los sistemas de almacenamiento de energía, los parámetros de mayor relevancia son la capacidad de carga y su resistencia serie de continua. Por lo tanto, utilizar estimaciones de estos valores para proveer una medida del SoH es razonable (más adelante son brindadas algunas definiciones formales). Otro parámetro que podría utilizarse podría ser la medición de la *eficiencia coulombica*. Esta es una medida del nivel de autodescarga de los sistemas de almacenamiento [83]. Por lo general un nivel bajo de eficiencia es indicativo de deterioro en los materiales que aíslan eléctricamente los electrodos en los sistemas de almacenamiento y sería por lo tanto un indicador útil para tener en consideración.

Finalmente, mediante la combinación de los mencionados criterios sería posible determinar el SoH, a partir de evaluar qué factores son críticos en una determinada aplicación. El problema en cada aplicación será definido según las especificaciones del caso, lo que lleva a que existan una amplia gama de definiciones para el SoH. Por ejemplo, es conocido que las BL alcanzan el fin de su vida útil en VE cuando su capacidad cae por debajo de un 80 % de su valor nominal [119][120]. Sin embargo, estas aún serían útiles en una variedad de aplicaciones, por ejemplo para ser reutilizadas en aplicaciones estacionarias.

Hay numerosos estudios que intentan relacionar el nivel de degradación de los sistemas de almacenamiento con la cantidad de ciclos de carga/descarga transcurridos en el uso [120][121]. Sin embargo, los factores que afectan el envejecimiento

de los sistemas de almacenamiento son numerosos, y es impracticable contemplar en un ambiente controlado de laboratorio todos los factores que determinan unívocamente la relación entre el número de ciclos y el envejecimiento. De todas formas, estos estudios han presentado hallazgos que permiten reducir la complejidad de la determinación del SoH a partir de la estimación de parámetros obtenibles en aplicaciones en tiempo real.

3.2.3. Otros estados y variables energéticas

Como complemento de los mencionados SoH y SoC, existen una variedad de estados que permiten inferir información acerca de las variables energéticas de los sistemas de almacenamiento. Estos pueden verse ordenados en la tabla 3.1.

Algunos de estos estados tienen múltiples acepciones según la bibliografía consultada [74]. Algunos de estos estados son particularmente útiles en determinadas aplicaciones. Por ejemplo, el definido como estado de potencia, o el estado de función N^o1, son dos ejemplos que resultan de interés en el control de sistemas de almacenamiento en VE, para garantizar la seguridad de los módulos durante el uso del freno regenerativo, o en situaciones de alta demanda de potencia como lo es la conducción en zonas con pendientes pronunciadas [105][122].

Tabla 3.1: Listado de estados comúnmente empleados.

Estado	Descripción
Estado de función N ^o 1	Indica la posibilidad de entregar o absorber la potencia nominal.
Estado de función N ^o 2	Producto entre SoC y SoH.
Estado de función N ^o 3	Cociente entre la capacidad efectiva y la capacidad real.
Estado de vida	Es una medida del uso que se le podría dar al sistema. También reconocida como <i>remaining useful life</i>
Estado de seguridad	Es una medida de 0 a 100 % que indica la seguridad de los sistemas.
Estado de balance	Indica las diferencias en el SoC entre las celdas que componen un sistema.
Estado de potencia	Cociente entre la potencia pico disponible y la potencia pico nominal.
Estado de abuso	Inversa del estado de seguridad.

Obtener estimaciones precisas de todas las variables energéticas implicadas en el cálculo de los estados mencionados, posee una complejidad equivalente al requerido para la estimación de los SoC y SoH. En cualquier caso, los métodos desarrollados en esta tesis presentados a partir del Capítulo 4 podrían ser empleados para obtener las variables deseadas, dado que una adecuada caracterización

de los sistemas de almacenamiento permitiría inferir cualquiera de las variables energéticas de estos.

3.3. Las soluciones industriales

Los *battery management systems* (BMS) son los sistemas encargados de regular el adecuado funcionamiento de los sistemas de almacenamiento. Es decir, de mantener a los mismos dentro de su AOS [74][105][122]. Existen una variedad de BMS en función de la complejidad del problema que se desee resolver. Algunos esquemas de gestión de sistemas de almacenamiento simplemente están a cargo del balance de las celdas, y otros incluso calculan los SoC y SoH de las celdas y de los módulos. El término BMS fue originalmente acuñado para su comercialización, y posteriormente generalizado para cualquier sistema supervisor que se encargue de realizar una amplia lista de tareas para los MANC. A continuación son presentadas algunas de las principales funciones de un BMS.

3.3.1. Funciones de un BMS

Un BMS es un complemento imprescindible para los sistemas de almacenamiento. Al ser un término comercial, existen una amplia variedad de dispositivos que proclaman ser BMS. Independientemente de las funciones o características de un determinado modelo de BMS, es importante distinguir las funciones principales de estos. En principio, los BMS son dispositivos con lógica asociada capaces de procesar la información de las corrientes, tensiones y temperatura de las celdas de un sistema de almacenamiento. Simultáneamente, estos son capaces de comunicarse con los demás elementos que componen al SH, como los convertidores electrónicos. Un BMS debería cumplir entonces alguna (o todas) de las siguientes funciones:

1. *Proteger a las celdas*

- Mediante la interrupción de la corriente de carga, controlando algún switch o relé disponible.
- Proveyendo a los sistemas externos referencias de corriente o tensiones cuando sea necesario.
- Mediante la regulación de la temperatura, directamente controlando la refrigeración de los sistemas de almacenamiento.

2. *Mejorar el desempeño de los sistemas de almacenamiento*

- Mediante el balanceo de las celdas colocadas en serie, maximizando el aprovechamiento de la energía.

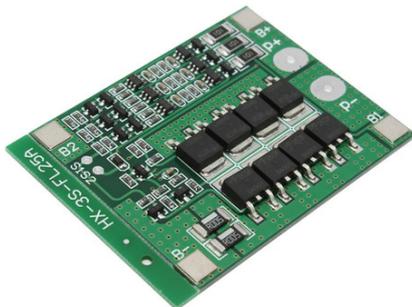
- Ajustando dinámicamente el AOS, para aprovechar al máximo la energía almacenada, pero extendiendo simultáneamente la vida útil de los sistemas de almacenamiento. Esto último mediante asegurar la operación dentro del AOS.

3. Cálculo y evaluación de los estados de la batería

- Estimación del SoC.
- Estimación del SoH.
- Indicación de máxima corriente de descarga/carga disponible (o potencia).
- Indicación de advertencias y fallas.

4. Comunicación externa

- Con los algoritmos de control.
- Con los sistemas de carga/descarga externos.



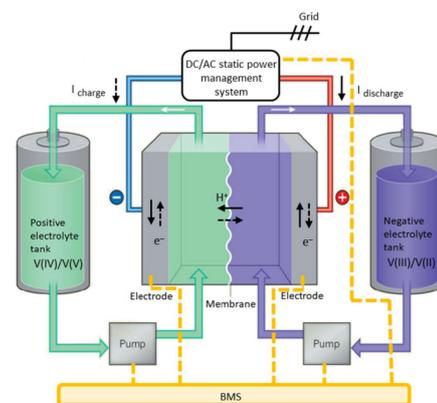
(a) BMS genérico para tres celdas 18650 de Ión-Litio.



(b) Módulo de seguridad para hasta cinco celdas de SC (TIDA-00258).



(c) BMS para veinte BL serie (Daly BMS 20S).



(d) Esquemático de conexión de BMS para BFRV (Extraído de [108]).

Figura 3.2: Ejemplos de BMS para módulos de MANC.

Existen en la actualidad una variedad de BMS, y es posible clasificarlos en función de los tipos de conexión empleados, o en función del tipo de datos (digital/analógico), entre otros. Algunos ejemplos pueden observarse en la Figura 3.2.

3.3.2. Los inconvenientes de los BMS

Los principales problemas que poseen los BMS se presentan debido a que estos sistemas de protección han surgido como soluciones comerciales, no especializados para una tecnología en particular, sino flexibles y capaces de adaptarse para distintas tecnologías en sistemas de almacenamiento [123]. Como resultado, la precisión en la estimación de parámetros y estados puede verse perjudicada.

Por ejemplo, para realizar una estimación precisa del SoC, una de las principales limitaciones está relacionada con la variación no-lineal existente entre la carga, y la TCA [124]. Por lo general, como es desarrollado más adelante, esta es una relación unívoca, la cual debe ser determinada a partir de un relevamiento experimental controlado de los sistemas de almacenamiento. Debido a diferencias en el proceso de fabricación, la capacidad de almacenamiento de las celdas puede variar, y no siempre se cuenta con información de dicha característica no-lineal. Además, como producto del envejecimiento, podrían producirse variaciones en este comportamiento, las cuales no podrían ser contempladas por los BMS. Adicionalmente, como ha sido mencionado, para obtener una estimación del SoC las soluciones industriales recurren a realizar una estimación aproximada de la TCA a partir de una medición en bornes, arrastrando errores considerables en el proceso.

Los BMS son entonces, soluciones económicas y viables para su utilización en sistemas donde el aprovechamiento y la seguridad de los MANC no es un aspecto crucial. Sin embargo, si se desea mejorar las prestaciones de estos sistemas de seguridad, es necesario considerar el uso de rutinas de estimación capaces de caracterizar a los MANC durante su operación en tiempo real. Con estas variables, sería posible regular más eficientemente el uso de la energía almacenada, así como potencialmente incrementar la vida útil a partir de una definición precisa para el AOS.

3.4. Métodos propuestos para la estimación de los estado de salud (SoH) y estado de carga (SoC)

Los aportes y desarrollos presentados en esta sección, requieren de estimaciones robustas de parámetros de los sistemas de almacenamiento. En particular, si fuera posible conocer con precisión los valores de la capacidad de carga, resistencia serie

de continua, y eficiencia coulombica, entonces sería posible aplicar los métodos presentados a continuación, los cuales permiten inferir tanto el SoC como el SoH.

3.4.1. Estimación del SoH

Como ha sido mencionado, el SoH puede obtenerse a partir de la combinación de diferentes índices [88][119][120]. Estos son empleados para determinar el deterioro en los sistemas de almacenamiento respecto a diferentes parámetros de interés. A pesar de esta distinción entre los diferentes indicadores de salud, es importante reconocer que generalmente los procesos de envejecimiento afectan al desempeño global de los sistemas de almacenamiento, y por lo tanto cuando se presenta algún fenómeno de deterioro, todos los índices presentan simultáneamente algún tipo de variación. Así es que algunos trabajos previos [95][125] se han enfocado en evaluar la correlación en la evolución de estos índices, en un intento de unificar la nomenclatura utilizada.

Sin embargo en esta tesis, se propone un método general, desarrollado para evaluar la salud de un sistema de almacenamiento. Este es elaborado a partir de la definición de índices de salud, y estableciendo límites definidos para dichas variables, dependiendo de la aplicación en la cual sean empleados.

- Índice de resistencia de continua K_r

En primer lugar, se presenta de forma general un indicador sumamente empleado para medir el deterioro en la resistencia serie interna de los sistemas de almacenamiento. Este es definido como [117]:

$$K_r = \frac{r_{1_{EOL}} - \hat{r}_1}{r_{1_{EOL}} - r_{1_N}} \quad (3.2)$$

donde \hat{r}_1 es una estimación de la resistencia interna, y $r_{1_{EOL}}$ y r_{1_N} son las resistencias de final-de-vida y la resistencia nominal respectivamente. El valor de resistencia de final de vida es utilizado de forma que el valor de K_r toma valores *permitidos* entre 0 y 1, alcanzando valores mínimos cuando la resistencia interna toma valores altos respecto a los requeridos para la aplicación considerada, y valores cercanos a 1 cuando la misma se encuentra en un rango aceptable de valores.

Notar que el parámetro empleado en (3.2) para la resistencia interna \hat{r}_1 no se encuentra definido de forma precisa. Esto es porque podrían utilizarse distintas acepciones para el significado de esta resistencia. Esta expresión será particularizada en capítulos posteriores y particularmente en el Capítulo 8 donde son presentados resultados de la estimación de este índice.

- Índice de carga K_Q :

Para complementar el índice anteriormente presentado y mejorar la caracterización de los sistemas de almacenamiento en lo que respecta a su SoH, es posible emplear estimaciones de la capacidad de carga máxima de los MANC (Q_M). Por definición, el valor de Q_M se define en el punto en el cual los sistemas de almacenamiento alcanzan su máxima TCA permitida (Observar Figura 3.3).

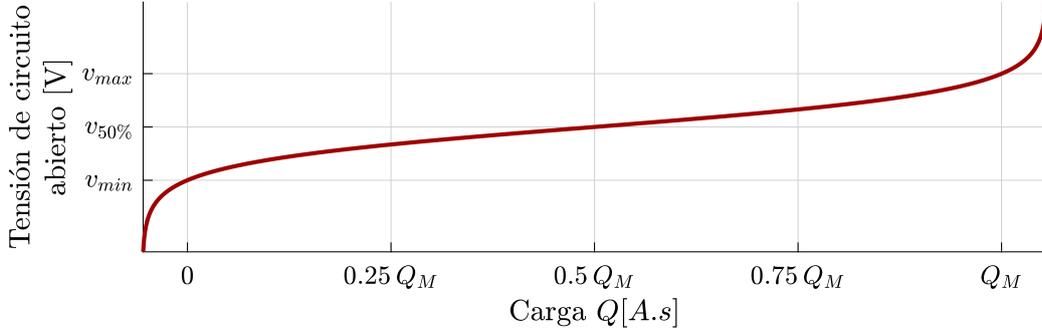


Figura 3.3: Ejemplo de la relación no-lineal entre tensión de circuito abierto y carga almacenada. En el ejemplo se asume una batería con una carga nominal máxima Q_M y un rango de funcionamiento en tensión de v_{min} a v_{max} .

Teniendo en consideración que la disminución de Q_M implica una reducción en la capacidad de almacenamiento de los MANC, se define el parámetro K_Q como una medida del deterioro en la máxima capacidad de carga:

$$K_Q = \frac{Q_M}{Q_{M_N}} \quad (3.3)$$

donde, Q_M y Q_{M_N} son la máxima capacidad de carga actual y nominal respectivamente.

Uno de los aportes presentados en esta tesis, es el de la estimación de la carga máxima a partir del conocimiento de la capacidad incremental (CI) de los MANC. Esta última, es la derivada parcial de la carga respecto de la TCA de la curva de la Figura 3.3. Acorde a los desarrollos realizados en [91][114][118][120][121][126][127], es posible argumentar que el envejecimiento en los sistemas de almacenamiento resulta en un desplazamiento hacia la izquierda de las curvas TCA vs. carga almacenada (Q), y por lo tanto, la Ecuación (3.3) resulta:

$$K_Q = \frac{Q_M}{Q_{M_N}} := \frac{\partial Q_M / \partial TCA}{\partial Q_{M_N} / \partial TCA} = \frac{\hat{C}_p}{\hat{C}_{p_N}} \quad (3.4)$$

donde $\hat{C}_p = \partial Q / \partial TCA$, es una estimación del valor de la CI actual, y $\hat{C}_{p_N} = \partial Q_{M_N} / \partial TCA$ es el valor nominal de CI que debería poseer el sistema para el valor de TCA. Para mayor detalle, analizar las curvas de la Figura 3.4, donde son presentadas curvas ilustrativas del deterioro en la capacidad de carga. Puede observarse cómo el deterioro en el valor de Q_M tiene dos efectos directamente

relacionados: el desplazamiento de las curvas de TCA vs Q hacia la izquierda, y la disminución en el valor de la CI para cada punto de TCA de operación. Estos desarrollos serán profundizados al presentar los modelos de circuito eléctrico

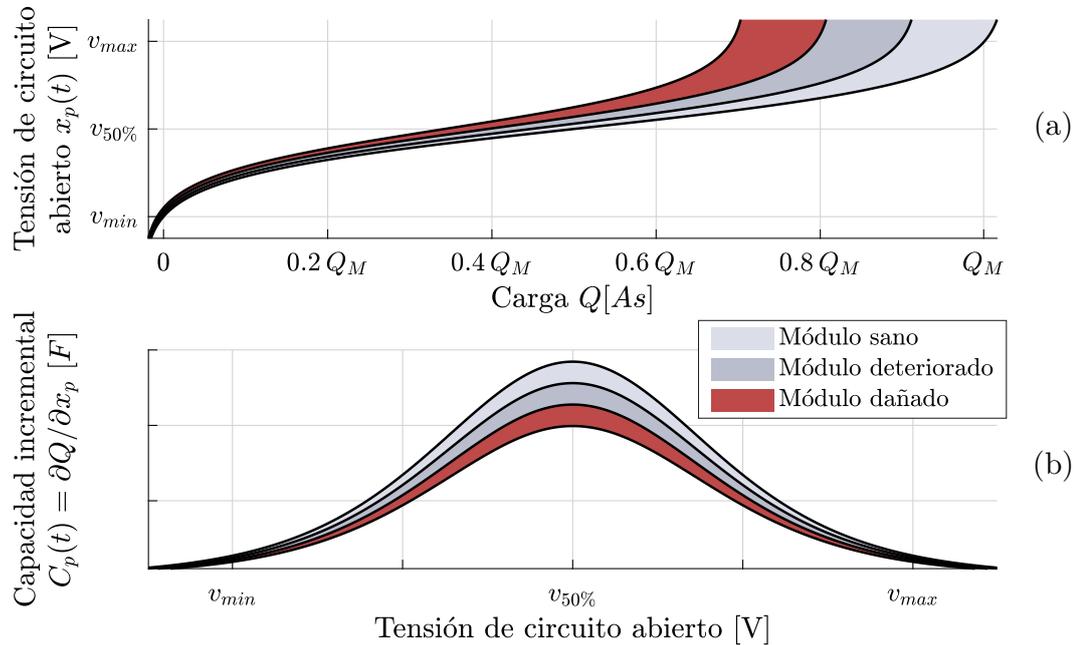


Figura 3.4: Curvas de envejecimiento ilustrativas de las BL. a) Curvas de TCA vs Q . b) Curvas de CI vs TCA.

(MCE) equivalente empleados, en el Capítulo 5. Algunas de las ventajas que posee el método propuesto, son inmediatas:

1. En los métodos on-line tradicionalmente empleados para determinar la capacidad de carga se requiere de largos períodos de integración, en los cuales se emplean además, simplificaciones no formalizadas similares a la hipótesis del envejecimiento de los MANC. En cambio, en el método planteado se requiere únicamente una estimación del valor de la CI. Cómo obtener este parámetro a partir de estimaciones en tiempo real, es estudiado en capítulos subsiguientes.
2. Por otro lado, si bien mediciones de la CI han sido utilizadas para medir el deterioro en sistemas de almacenamiento, los métodos comúnmente empleados para recolectar esta información son off-line, realizados con largas riestras de datos en laboratorios y con condiciones ambientales bien definidas. Dichos estudios se han realizado en un intento de relacionar los procesos de envejecimiento con las variaciones en las curvas de TCA y Q , pero dicha información aún no ha sido puesta en práctica en sistemas de estimación on-line. Por lo tanto, implementar el método propuesto permitiría brindar estimaciones en tiempo real de la CI, y posteriormente asociar el deterioro a diferentes condiciones de funcionamiento reales de las BL.

- Índice de eficiencia coulombica K_η :

Por último, el tercer índice presentado para el cálculo del SoH es el relacionado con la auto-descarga en los sistemas de almacenamiento. Cómo obtener una estimación precisa de la eficiencia coulombica de estos sistemas es un problema complejo, como se verá más adelante en el Capítulo 8. Asumiendo que se posee una medida de esta eficiencia, $\hat{\eta}$ entonces

$$K_\eta = \frac{\hat{\eta}}{\eta_N} \quad (3.5)$$

donde, η_N es el valor de eficiencia nominal brindado por el fabricante.

3.4.2. Estimación del SoC

La acepción empleada en esta tesis, es la que emplea la capacidad real de los módulos, en la cual el SoC es una medida de la carga disponible, dividida por la capacidad de carga real Q_M . Por ende para realizar el cálculo de (3.1) se propone:

$$\begin{aligned} S\hat{o}C(t) &= \frac{\hat{Q}(t)}{\hat{Q}_M} = \frac{\hat{Q}(t_0) + \Delta\hat{Q}(t)}{\hat{Q}_M} \\ &= S\hat{o}C(t_0) + \frac{\Delta\hat{Q}(t)}{\hat{Q}_M} \end{aligned} \quad (3.6)$$

donde es posible observar que para lograr una estimación adecuada del SoC, se deben considerar principalmente tres aspectos: cómo obtener una estimación de la variación de la carga, $\Delta Q(t)$, cómo estimar la el valor de Q_M , esto es, la máxima capacidad de carga disponible, y por último cómo inicializar el SoC, $S\hat{o}C(t_0)$. Los procedimientos propuestos para obtener estos parámetros son analizados a continuación.

- **Variación de carga almacenada** $\Delta Q(t)$: esta es simplemente la acumulación de cargas en los sistemas de almacenamiento. Podría ser evaluada por medio de la integral de la corriente que ingresa a los sistemas. Sin embargo, en principio es necesario considerar la eficiencia coulombica (η) de los módulos, la cual podría ser provista por el método de estimación. Por lo tanto:

$$\Delta Q(t) = Q(t) - Q(t_0) = \int_{t_0}^t \eta I dt \quad (3.7)$$

- **Capacidad de carga**: Dado que no existe una forma directa de conocer el valor real de la carga máxima de un sistema de almacenamiento, este parámetro debiera ser estimado mediante el empleo de algún procedimiento

externo. A modo de hipótesis, imagine que se posee la siguiente relación entre la capacidad de carga nominal y actual, provista por la Ecuación (3.3) de la sección anterior:

$$\hat{Q}_M = K_Q \cdot Q_{MN} \quad (3.8)$$

donde K_Q es el parámetro determinado por el cociente entre la capacidad actual y la nominal. Este parámetro es provisto por el algoritmo de estimación, empleando las técnicas desarrolladas en los capítulos 4, 5, 6 y 7.

En esta propuesta, la estimación de \hat{Q}_M podría ser provista de forma continua, o bien en intervalos discretos de tiempo. El motivo para realizar este procedimiento de forma discreta radica en que la carga real del sistema, no es un parámetro que se deteriore rápidamente. Por lo general, es como resultado de un uso exhaustivo o de procesos perjudiciales para los sistemas de almacenamiento, que podría apreciarse una variación rápida de \hat{Q}_M . Teniendo esto último en consideración, una propuesta razonable consta de actualizar el valor de carga estimada según los requerimientos particulares de cada aplicación. Esta podría estimarse una vez cada determinado número de ciclos de carga/descarga, o en diferentes puntos de la curva SoC-TCA.

- **Valor inicial de SoC y nivel de carga:** Para calcular la carga inicial, es necesario tener conocimiento de la no-linealidad presente entre la TCA y el SoC. Para esto, en primer lugar observar la Figura 3.4. Puede observarse que a pesar de existir envejecimiento, la “forma” de las curvas TCA vs Q no varía. Esto es importante puesto que si en cada curva se normaliza el eje de carga dividiendo por la capacidad de carga Q_M , todas las curvas convergerían a una única curva de TCA vs SoC. Por lo tanto, a partir de conocer la TCA sería posible obtener una estimación del SoC inicial, $\hat{SoC}(t_0)$ mediante el empleo de las curvas normalizadas de TCA vs SoC[114][118][127]. Además, al medir este último podría obtenerse también el valor de carga disponible en el instante inicial $Q(t_0)$ como:

$$Q(t_0) = \hat{SoC}(t_0) \cdot \hat{Q}_M \quad (3.9)$$

Es necesario remarcar que dependiendo del tipo de MANC considerado, la curva presentada en la figura 3.3 varía acorde al nivel y tipo de deterioro que sufren los sistemas de almacenamiento. Sin embargo, esto depende fuertemente de la tecnología de almacenamiento empleada. En algunos casos entonces, tales como en las BL [118][120][126][127], el método propuesto podría aplicarse empleando sólo una curva brindada por los fabricantes, puesto que el envejecimiento no tiene efecto sobre la curva normalizada de TCA vs Q .

Sin embargo, en los casos en los que la curva TCA vs Q varíe con el envejecimiento, sería posible emplear el método si se contara con información de una curva como la de la figura 3.1, actualizada al nivel de deterioro de los sistemas de almacenamiento. Cómo resolver el inconveniente de conocer en detalle el nivel de envejecimiento de los sistemas de almacenamiento, a partir de la estimación de un modelo para el mismo, será presentado en el capítulo 7.

Entre los aportes realizados por esta propuesta para la estimación del estado de carga se encuentran:

1. Por un lado la posibilidad de una constante actualización de los parámetros involucrados en el cálculo del SoC. Como se presenta más adelante, esto es una mejora desde el punto de vista de que reduce considerablemente los errores obtenidos.
2. En esta propuesta la TCA, necesaria para realizar la estimación del $SoC(t_0)$, no es medida como en una amplia gama de soluciones industriales, sino estimada, a partir de los observadores desarrollados en el Capítulo 4.
3. Si bien se requiere de un sistema asociado capaz de obtener estos parámetros, el método preserva la simplicidad y robustez de un método de integración de la corriente (*coulomb counting*), lo que significa que es un método fácilmente implementable, siempre que sea posible contar con las variables y estimaciones requeridas.

3.5. Resumen

En este capítulo fueron presentados los conceptos más relevantes en lo que respecta al uso de los MANC. Se definió el concepto de AOS, y seguidamente, fueron introducidos algunos de los perjuicios de la mala utilización de los módulos de energía.

A continuación fueron definidos los estados de energía y funcionamiento más utilizados para caracterizar a los MANC en aplicaciones en tiempo real. Posteriormente se definió el concepto de BMS, junto con algunas de las problemáticas de estos sistemas y algunas posibles soluciones.

Por último, se presentaron los métodos desarrollados en esta tesis para realizar mejoras en la obtención de los estados SoC y SoH, habida cuenta de que estas variables son imprescindibles para una adecuada regulación de los sistemas de almacenamiento en SH. De esta forma se introdujo la necesidad de obtener medidas precisas de algunos parámetros de los sistemas de almacenamiento.

Capítulo 4

Nuevas propuestas para observadores en sistemas de almacenamiento

Como ha sido mencionado, los sistemas de almacenamiento poseen múltiples funciones en los sistemas basados en energías renovables, siendo la función primordial la de entregar y almacenar la energía remanente. Para que esta tarea sea llevada adecuadamente se requieren esquemas de conexión específicos, y controladores dedicados para regular el intercambio de energía. Dichos controladores, deben contar con información precisa tanto del SoC como el SoH de los MANC de forma de maximizar el aprovechamiento de energía, sin comprometer la salud de los módulos involucrados. Sin embargo, conocer ambos estados no es una tarea trivial. Por un lado, en lo que respecta al SoC, se requiere de una precisa estimación de la tensión de circuito abierto (TCA) para inferir la carga (Q) almacenada y posteriormente el SoC. Paralelamente, conocer el SoH requiere de una adecuada caracterización de los módulos bajo estudio.

Teniendo estos aspectos en consideración, en este capítulo son presentados los aportes desarrollados en el campo de la observación para la caracterización de MANC en aplicaciones en tiempo real. Para esto, en primer lugar es presentado un modelo lineal para MANC a partir del cual es posible plantear un esquema de observación clásico. Esto último sirve como disparador al ejemplificar las problemáticas comunes en el diseño de observadores. Luego, son introducidos los conceptos fundamentales de los algoritmos basados en técnicas de estructura variable, y posteriormente es desarrollado el esquema de observación adaptivo propuesto como novedad en el marco de esta tesis. Este último, requiere para su funcionamiento de estimaciones de las derivadas de corrientes y tensiones de los MANC, por lo cual se introduce brevemente el estado del arte en el diseño de diferenciadores basados en modos deslizantes.

4.1. Introducción al modelado de los MANC

Con el objetivo de introducir algunos conceptos referentes a los modelos de los MANC, en primer lugar es presentado un modelo lineal para los mismos, versátil y de muy alto potencial para su uso en aplicaciones en tiempo real, principalmente debido a su bajo costo computacional [117][125][128][129]. Esto es realizado con dos objetivos: en primer lugar, introducir a los MCE, y en segundo lugar, utilizarlos como herramienta para presentar las dificultades que poseen algunas técnicas de observación. Posteriormente, en los capítulos 5 y 6, tomando como punto de partida los modelos introducidos a continuación, son realizadas propuestas para mejorar capacidad de los MCE para describir el comportamiento de los MANC.

4.1.1. Modelos de circuito eléctrico equivalente para sistemas de almacenamiento

Con el principal objetivo de obtener el SoC en los sistemas de almacenamiento, se requiere de un observador de estados, capaz de brindar información precisa de la TCA. Esto es así debido a que como ha sido discutido en el Capítulo 3, existe una relación directa entre la TCA y el nivel de carga en los MANC. Para comenzar este análisis se propone construir un modelo lineal de parámetros concentrados para un MANC, en el cual se asume sin pérdida de generalidad, que se dispone de las variables eléctricas en bornes del dispositivo: tensión y corriente.

4.1.1.1. Modelos para un SC

Asuma en primera instancia que se desea modelar un SC de doble capa electrostática. Para este sistema, es natural asumir que un primer modelo sencillo consta de una capacidad, la cual es definida como “capacidad principal” (C_p), y una resistencia en serie (r_Ω), como puede observarse en la Figura 4.1.a [105][115][130].

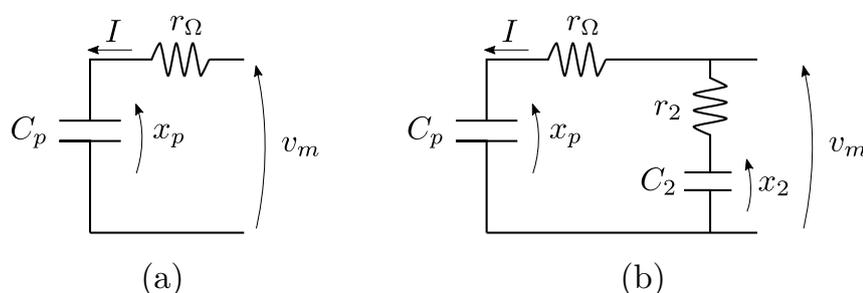


Figura 4.1: Modelos de circuito eléctrico equivalente para un SC. (a) MCE de primer orden. (b) MCE de segundo orden.

Aunque sencillo, este modelo permite comenzar a evaluar algunos aspectos fun-

damentales de los MANC [44][81][125][128][129]. Por un lado contempla la existencia de elementos resistivos, que limitan la extracción de la energía almacenada, y modelan disipación de potencia interna. Por otro lado, es posible modelar el incremento en la tensión en bornes con la acumulación de cargas. Esta relación, podría ser en principio, no-lineal. Es decir:

$$C_p(x_p) = \frac{\partial Q}{\partial x_p} \quad (4.1)$$

donde Q representa la carga almacenada en el SC. Sin embargo, desde el punto del modelo, es plausible (y en muchas aplicaciones acertado) asumir que esta capacidad es constante en un amplio rango de funcionamiento. Esta suposición da lugar al modelo lineal de primer orden para la variación de la tensión en C_p :

$$\dot{x}_p = I/C_p \quad (4.2)$$

Esto indica simplemente que la acumulación de cargas en el elemento C_p repercute en el incremento en el valor de tensión x_p de forma lineal. Puede observarse que en este caso, esta tensión representa la TCA, y que el modelo es simplemente el de un integrador.

Para calcular la salida de este modelo para el SC, debe contemplarse además la caída de tensión en la resistencia serie (r_Ω). Debido a la naturaleza de esta resistencia en el modelo, es normal asumir que esta permanece constante para un amplio rango de valores de funcionamiento del sistema. Sin embargo es importante considerar que la misma podría experimentar distintos tipos de variaciones. Asumiendo una resistencia óhmica constante, el sistema queda definido por:

$$\dot{x}_p = I/C_p \quad (4.3.1)$$

$$v_m = x_p + I r_\Omega \quad (4.3.2)$$

Puede notarse que la inclusión de la resistencia serie en el modelo, ocasiona la aparición del término de transferencia directa $\mathbf{D} := r_\Omega$ en la expresión de la salida del sistema. De esta forma, la resistencia serie permite representar la caída de tensión que aparece en bornes de estos dispositivos al cambiar la referencia de corriente de entrada. Podría pensarse que debería existir algún término inductivo, puesto que esta representación genera que la salida del sistema sea de grado relativo cero. Sin embargo, desde un punto de vista práctico no es conveniente incluir fenómenos inductivos [79]. Esto elevaría innecesariamente la complejidad del problema planteado, habida cuenta de que ya ha sido demostrado que la precisión de estos modelos es aceptable, dado que el rango de frecuencias de operación no es suficiente para llegar a visualizar fenómenos de tipo inductivos. Lo que es más aún, no es conveniente excitar a estos dispositivos con altas frecuencias [131].

El estrés al que son sometidos los electrodos al operar en altas frecuencias puede perjudicar notablemente la vida útil de estos dispositivos. En el caso de los SC principalmente, debido al deterioro del electrolito.

Desde el punto de vista del funcionamiento de un SC, este modelo es sumamente intuitivo y sencillo para desarrollar. Sin embargo, debido a las irregularidades de los electrodos, y a la alta densidad de energía, principalmente en comparación con un capacitor convencional, en bornes de los SC es posible observar fenómenos que ocurren en distintas escalas de tiempo [78][82][83][132]. Por lo tanto, es normal encontrar modelos que agregan redes resistivo-capacitivas para incluir respuestas de menor velocidad, como en la Figura 4.1b. Algunas implicancias de incluir estas redes RC en paralelo serán discutidas en capítulos subsiguientes.

4.1.1.2. Modelos para BL y BFRV

En esta sección es introducido un primer modelo sencillo, válido para la representación tanto de BL como de BFRV. Este, también se encuentra basado en MCE, al igual que en la sección anterior.

Un primer modelo para una celda de estos sistemas de almacenamientos de energía podría pensarse a partir de emplear conceptos simples de electrotecnia, y considerando algunos conceptos desarrollados en el Capítulo 2. En primer lugar, la aparición de una batería ideal en el modelo resulta natural. Es común encontrar en la literatura el uso de una fuente variable dependiente de la carga almacenada (Q) para modelar las variaciones en la TCA [105][120][133]. Sin embargo, un modelo más simple consta de colocar en serie con la batería una capacidad, cuyo valor depende de la capacidad de almacenamiento de energía. Esta incorporación permite modelar la dependencia entre la TCA y el estado de carga de forma lineal, como es representado en la Figura 4.2. Luego, mediante la inclusión de una

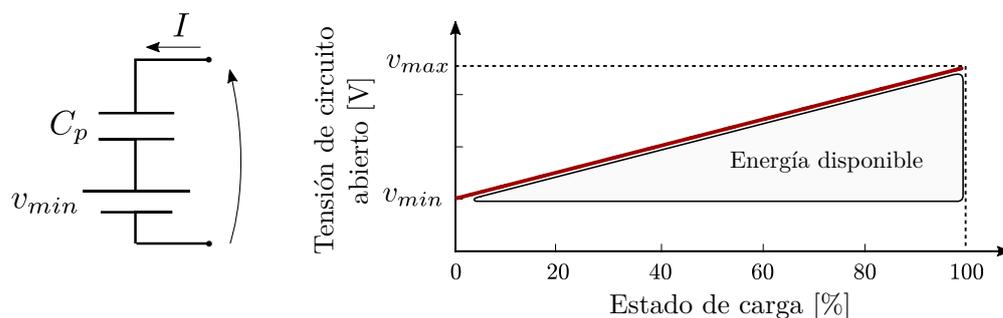


Figura 4.2: Tensión de circuito abierto en una BL modelada linealmente.

impedancia en serie (en principio capacitiva), se obtiene un modelo de orden 2, como se observa en la Figura 4.3.

Con base en lo expuesto anteriormente, es evidente que la tensión de la batería (v_{min}), modela ahora una tensión de corte (o mínima) para el sistema de alma-

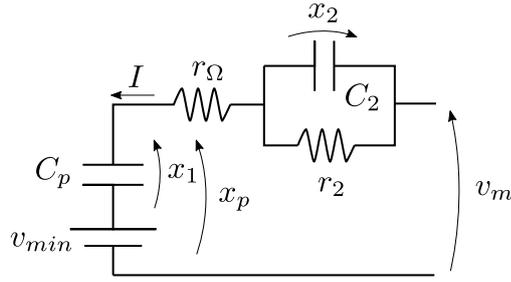


Figura 4.3: MCE equivalente de segundo orden para una BL.

cenamiento. Sin embargo, dado que esta es una constante, no afecta la dinámica del sistema, lo que es decir que: $d(v_{min} + x_1)/dt = dx_p/dt = dx_1/dt$. Por lo tanto una primera aproximación para un modelo lineal de segundo orden de una celda queda definido por:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}I = \\ \begin{bmatrix} \dot{x}_p \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & -1/(r_2 C_2) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_p \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{C_p} \\ \frac{1}{C_2} \end{bmatrix} I \\ y = \mathbf{C}\mathbf{x} + \mathbf{D}I = \begin{bmatrix} 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_p \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} r_\Omega \end{bmatrix} I \end{cases} \quad (4.4.1)$$

$$\quad (4.4.2)$$

donde x_2 representa la tensión en la capacidad de la impedancia serie (C_2), también conocida en términos generales como capacidad de polarización.

4.1.1.3. Representación genérica

Para los MCE presentados, a partir de asumir parámetros concentrados y constantes, es plausible desarrollar un modelo lineal invariante en el tiempo. Asumiendo con base en lo expuesto anteriormente, que es posible desarrollar las ecuaciones de un MCE equivalente de orden n entonces:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}I \\ v_m = \mathbf{C}\mathbf{x} + \mathbf{D}I \end{cases} \quad (4.5.1)$$

$$\quad (4.5.2)$$

donde $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$, y por ende las matrices del sistema adoptan las dimensiones apropiadas para un sistema de una entrada y una salida. Notar que los sistemas de almacenamiento son redes recíprocas. Esto significa que desde el punto de vista del modelado, es indistinto si el sistema es controlado por tensión o por corriente, por lo que es posible emplear la notación que más facilidades otorgue en el diseño de los observadores. Por lo general en esta tesis, los MANC son controlados por corriente (I), de forma que la salida del sistema es la tensión en bornes (v_m).

En este punto, es plausible preguntarse si es posible modelar (con las suposicio-

nes empleadas) cualquier sistema de almacenamiento como un sistema lineal. En primer lugar es importante destacar que si bien este enfoque mediante la utilización de MCE equivalentes es en sí mismo una aproximación, ha sido empíricamente demostrado que dependiendo del grado de complejidad del modelo empleado, es posible representar con un alto grado de precisión, la dinámica en bornes de los sistemas de almacenamiento [132][134][135][136]. Esto será desarrollado en capítulos posteriores: por un lado en el Capítulo 5 desde el punto de vista de la estimación de parámetros, y luego en el Capítulo 6, desde el punto de vista del análisis de los resultados obtenidos y de la persistencia de la excitación.

4.2. Estudio de observadores lineales para sistemas de almacenamiento

En sistemas de almacenamiento de energía, la observación de los estados internos es crucial para determinar los niveles de energía almacenada. De esta forma podrían regularse adecuadamente los algoritmos de control asociados, y podrían cumplirse los requerimientos de las aplicaciones en las cuales son utilizados. Si los MANC fueran dispositivos ideales, sin envejecimiento, y se tuviese información del SoC entonces no habría necesidad de construir observadores. Sin embargo, debido a la existencia de una variedad de efectos, no es posible inferir sólo a partir de una medición de la tensión en bornes de estos dispositivos, el valor del estado de carga. Si pudiera medirse la TCA, podría ser inferido el SoC, dado que existe una relación unívoca entre ambas variables, como ha sido presentado en el Capítulo 3. Por lo tanto, estimar la TCA a partir de las mediciones de tensión y corriente en los MANC es fundamental.

Para ilustrar algunos aspectos relevantes, comunes a todos los esquemas de observación en MANC, en esta sección se realiza un estudio del uso de observadores lineales para sistemas de almacenamiento. Estos requieren un modelo lineal de la planta para lograr una adecuada caracterización de los estados de la misma. No poseen especial robustez, y son altamente sensibles a variaciones en los parámetros del sistema.

4.2.1. Parametrización de los observadores lineales

Asumiendo que se posee un modelo para los MANC lineal, determinado por las ecuaciones (4.5) y descrito en la forma canónica observable, entonces un observador capaz de estimar los estados de este modelo está dado por [137][138]:

$$\begin{cases} \dot{\hat{\mathbf{x}}} = \mathbf{F}\hat{\mathbf{x}} + \mathbf{g}v_m + \mathbf{h}I & (4.6.1) \\ \hat{v}_m = \hat{\mathbf{C}}\hat{\mathbf{x}} + \hat{\mathbf{D}}I & (4.6.2) \end{cases}$$

donde $\hat{\mathbf{x}}$ es la estimación de los estados \mathbf{x} , I es la entrada y v_m la tensión medida en bornes. Adicionalmente para que el observador converja ($\hat{\mathbf{x}} \rightarrow \mathbf{x}$): $\mathbf{F} = \mathbf{A} - \mathbf{g}^* \mathbf{C}$ debe ser Hurwitz, y $\mathbf{h}^* = \mathbf{B} - \mathbf{g}^* \mathbf{D}$ donde a diferencia de los casos comúnmente empleados, es necesario contemplar la existencia del término de transferencia directa. Sin embargo, dado que no es posible conocer de forma exacta las matrices que determinan el sistema, la estimación de los estados posee un off-set no corregible debido al uso de vectores $\hat{\mathbf{h}} \neq \mathbf{h}^*$ y $\hat{\mathbf{g}} \neq \mathbf{g}^*$. Para observar el error cometido por el observador lineal propuesto debido a variaciones o incertidumbre en los parámetros del sistema, se propone realizar una transformación sencilla obtenida a través de la parametrización de las ecuaciones del mismo. Simplemente utilizando la linealidad del sistema [138], es posible obtener las variables auxiliares:

$$\dot{\boldsymbol{\xi}}_i = \mathbf{F}\boldsymbol{\xi}_i + \mathbf{e}_i v_m \quad (4.7.1)$$

$$\dot{\boldsymbol{\xi}}_{i+n} = \mathbf{F}\boldsymbol{\xi}_{i+n} + \mathbf{e}_i I \quad (4.7.2)$$

siendo \mathbf{e}_i el vector unitario con un 1 en la posición i , y las nuevas variables $\boldsymbol{\xi}_i \in \mathbb{R}^n$ con $i = 1, 2, \dots, 2n$; $2n$ ecuaciones auxiliares diferenciales de orden n . Luego:

$$\hat{\mathbf{x}}(t) = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\xi}_1 & \boldsymbol{\xi}_2 & \dots & \boldsymbol{\xi}_{2n} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{g}} \\ \hat{\mathbf{h}} \end{bmatrix} + \hat{\mathbf{x}}_0 e^{\mathbf{F}t} \quad (4.8)$$

Esta última es una expresión de la estimación de los estados del sistema, parametrizada con respecto a las variables de diseño del observador. Por lo tanto, de la Ecuación (4.8) puede concluirse que dado que el término exponencial tiende a cero, los únicos errores en la estimación de los estados que persisten en $\hat{\mathbf{x}}$ se deben a la incertidumbre contenida en las matrices de diseño $\Delta \mathbf{g} = \hat{\mathbf{h}} - \mathbf{h}^*$ y $\Delta \mathbf{h} = \hat{\mathbf{g}} - \mathbf{g}^*$. En términos del error cometido en la estimación, $\boldsymbol{\epsilon} = \hat{\mathbf{x}} - \mathbf{x}$:

$$\boldsymbol{\epsilon}(t) = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\xi}_1 & \boldsymbol{\xi}_2 & \dots & \boldsymbol{\xi}_{2n} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{g} \\ \Delta \mathbf{h} \end{bmatrix} + \boldsymbol{\epsilon}_0 e^{\mathbf{F}t} \quad (4.9)$$

donde además $\boldsymbol{\epsilon}_0 = \hat{\mathbf{x}}_0 - \mathbf{x}_0$. Puede notarse que no es posible obtener estimaciones precisas de los estados del MCE utilizado, cuando los parámetros del sistema no son conocidos de forma exacta. En otros términos, realizar una estimación de los parámetros que componen al modelo, es fundamental. Esta problemática, es común a todos los observadores empleados para la estimación de estados en sistemas de almacenamiento.

4.2.2. La necesidad del uso de observadores adaptivos

Partiendo de la necesidad de disponer una medición adecuada tanto del SoC como del SoH, surge la necesidad de plantear un esquema de observación que

simultáneamente permita extraer los estados del MCE adoptado, así como los parámetros que definen dicho modelo. Esto es: un esquema de observación adaptivo. Algunas ventajas de la utilización de observadores adaptivos son: por un lado la mejora de las estimaciones de los estados del modelo y por otro lado la posibilidad de disponer de estimaciones de los parámetros del sistema. Estas, son dos mejoras sustanciales por sobre un esquema de observación convencional.

Asumiendo que se continua con el estudio del observador lineal de la sección anterior, a partir de describir el observador lineal con las ecuaciones (4.7.1) y (4.7.2) es posible visualizar rápidamente cómo podría extraerse una ecuación lineal en los parámetros. En principio, precisarían computarse $2n$ ecuaciones auxiliares, las ecuaciones (4.8). Sin embargo, si el observador es construido transformando el sistema a la forma canónica observable [138], las ecuaciones de la salida del sistema quedarían definidas con las variables ζ_i :

$$\dot{\zeta}_1 = \mathbf{F}^\top \zeta_1 + \mathbf{e}_1 v_m \quad (4.10.1)$$

$$\dot{\zeta}_2 = \mathbf{F}^\top \zeta_2 + \mathbf{e}_1 I \quad (4.10.2)$$

a partir de las cuales es posible obtener la salida del sistema como:

$$\hat{v}_m = \begin{bmatrix} \zeta_1^\top & \zeta_2^\top \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{g}} \\ \hat{\mathbf{h}} \end{bmatrix} + \hat{\mathbf{D}}I + \mathbf{C} e^{\mathbf{F}t} \hat{\mathbf{x}}_0 \quad (4.11)$$

Es decir que las $2n$ ecuaciones diferenciales de orden n son reducidas a dos ecuaciones diferenciales de orden n . Mediante este sencillo cambio en la descripción del sistema, ahora es posible extraer información disponible en la estimación de estados, para realizar estimaciones de los parámetros del sistema, puesto que como será detallado en el capítulo 5, poseer una salida del sistema lineal en los parámetros del mismo, permite emplear una amplia variedad de esquemas de estimación, los cuales complementan al esquema de observación de estados.

En otras palabras, esta última descripción de la salida (Ecuación (4.11)) provee la posibilidad de estimar los parámetros de un sistema lineal a partir de la utilización de los vectores ζ_1 y ζ_2 , junto con la salida medida del sistema v_m . Notar adicionalmente, que el término asociado con las condiciones iniciales del observador converge exponencialmente a cero. El esquema de estos observadores, es presentado en la Figura 4.4, el cual como se verá más adelante contiene similitudes con el desarrollado en esta tesis. En esencia, puede pensarse al efecto de la matriz \mathbf{F}^\top como el de un filtrado independiente sobre la entrada y la salida, requerido para recuperar posteriormente los parámetros del sistema. Una idea similar, fue planteada en el marco de la estimación de parámetros en [139].

Cabe remarcar que para asegurar el correcto funcionamiento del observador, deben cumplirse hipótesis sumamente restrictivas. Por un lado, la estructura del

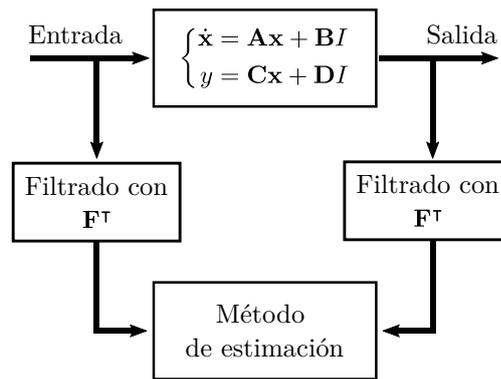


Figura 4.4: Esquema de estimación de parámetros con un observador adaptivo lineal.

modelo utilizado debe respetarse. Por otro, los elementos del MCE no podrían ser variantes en el tiempo, y la existencia de dinámica no modelada podría comprometer seriamente las estimaciones. Adicionalmente, este esquema no es robusto: pequeñas variaciones, tales como ruido contenido en las mediciones de tensión y corriente, comprometen a las estimaciones de los estados, lo cual es fundamental en vista de que dichas variables son luego empleadas en un estimador de parámetros. Para lograr mejorar los resultados de la estimación de estados, a continuación se presentan los desarrollos realizados con algoritmos por modos deslizantes (MD).

4.3. Nuevas propuestas de observación de sistemas de almacenamiento basadas en diferenciadores por modos deslizantes

Con el objetivo de mejorar el rendimiento de los esquemas adaptivos lineales, es propuesta la utilización de algoritmos no-lineales. En particular, en esta sección es presentado un nuevo esquema de observación para estados en sistemas de almacenamiento basado en técnicas de estructura variable, o MD. Para esto último, en primera instancia es realizada una breve introducción de esta clase de algoritmos.

4.3.1. Breve repaso de las estructuras basadas en MD

Las estructuras basadas en MD han sido estudiadas desde los años 60, y ampliamente difundidas para su uso en el control de sistemas. Estas son capaces de rechazar ciertas perturbaciones y algunos errores en los modelos utilizados, y de alcanzar en tiempo finito una *superficie de deslizamiento* sobre la cual el sistema controlado se comporta como uno de dinámica reducida. Para emular el comportamiento de controladores por MD, se ha intentado a lo largo de los años generar estructuras diseñadas para la observación de sistemas, de forma de “heredar” las

propiedades de los controladores por MD.

En la actualidad existen una amplia variedad de observadores por MD. A diferencia de un observador lineal, donde el error cometido en la estimación de la salida es realimentado linealmente, en este caso el error es realimentado mediante el uso de un elemento no lineal, de tipo signo. Esto acarrea ciertas ventajas, inherentes al uso de estructuras no lineales. Por ejemplo, mediante el uso de estos observadores, es posible rechazar ciertas incertidumbres en los modelos, aumentando la confiabilidad de los resultados obtenidos.

Los algoritmos de observadores por MD de primer orden, no resuelven fácilmente los inconvenientes relacionados con la incertidumbre en el modelado. Sin embargo, las ideas basadas en algoritmos por MD de orden superior permiten elaborar una serie de ideas y propuestas, desarrolladas en esta sección. En particular, las estructuras de diferenciación por modos deslizantes, han sido estudiadas a lo largo de los últimos 20 años [140][141]. Sin embargo, el principal motivo de estos desarrollos ha estado vinculado con la generalización de la teoría de controladores por MD de orden superior. En esta tesis sin embargo, se propone la utilización de algoritmos diferenciadores por MD para formular una estructura de observación adaptiva aplicable en sistemas de almacenamiento.

4.3.2. Nuevo esquema de observación adaptivo basado en diferenciadores por MD

La principal idea detrás del desarrollo de observadores basados en algoritmos de diferenciación se encuentra vinculada con el diseño orientado al uso en sistemas mecánicos. En estos últimos, es posible modelar al sistema en el espacio de estados mediante una cadena parcial de integradores. De forma general, son aplicables cuando es plausible realizar una transformación para llevar el sistema a la forma canónica normal. Por ejemplo, dado un sistema de orden n , en principio no lineal afín en el control y cuya salida $y \in \mathbb{R}^1$ es de grado relativo n :

$$\dot{\mathbf{x}} = f(\mathbf{x}) + g(\mathbf{x})u \quad (4.12.1)$$

$$y = h(\mathbf{x}) \quad (4.12.2)$$

donde $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ son los estados, y $u \in \mathbb{R}^1$ es la acción de control del mismo, es posible realizar una transformación $z = \Phi(\mathbf{x})$ en la cual los nuevos estados \mathbf{z} son:

$$\begin{aligned} z_1 &= h(\mathbf{x}) \\ z_2 &= L_f h(\mathbf{x}) \\ &\vdots \\ z_n &= L_f^{n-1} h(\mathbf{x}) \end{aligned} \quad (4.13)$$

donde $L_f^i h(x)$ es la derivada i -ésima de Lie de $h(\mathbf{x})$ en la dirección de f . Esta expresión, además, es válida sólo si la salida del sistema es de grado relativo n con respecto a la acción de control u . En la nueva descripción del sistema, las derivadas de los \mathbf{z} son:

$$\begin{aligned} \dot{z}_1 &= z_2 \\ \dot{z}_2 &= z_3 \\ &\vdots \\ \dot{z}_n &= L_f^n h(\Phi^{-1}(\mathbf{z})) + L_g L_f^{n-1} h(\Phi^{-1}(\mathbf{z})) \end{aligned} \quad (4.14)$$

La potencialidad de este enfoque, radica en que obtener una estimación de los n estados (\mathbf{z}) del sistema es equivalente a obtener una estimación de la derivada de hasta orden n de la salida del sistema. Posteriormente, podría emplearse la inversa del difeomorfismo para recuperar los estados \mathbf{x} . En otras palabras, el problema de la observación de estados se convierte en el problema de la diferenciación de las variables de interés, en particular de la salida del sistema. Por supuesto, en el caso de que la salida del sistema sea de grado relativo $r < n$, entonces sólo será posible (a priori) obtener r estados mediante la utilización de este enfoque.

En lo que respecta a los MANC, ha sido presentado que un modelo apto para estos sistemas es el MCE. Si bien los sistemas de almacenamiento pueden presentar fuertes no linealidades, proponer un modelo lineal para los mismos ha sido sumamente aceptado en la bibliografía. Teniendo esto en consideración, la propuesta realizada en esta tesis es la de particularizar las ecuaciones (4.13) para MANC, donde estos sistemas son de grado relativo cero. Independientemente de esto último, calculamos las ecuaciones (4.14), lo que resulta en:

$$v_m = \mathbf{C}\mathbf{x} + \mathbf{D}I \quad (4.15.1)$$

$$\dot{v}_m = \mathbf{C}\mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}I + \mathbf{D}\dot{I} \quad (4.15.2)$$

$$\begin{aligned} &\vdots \\ v_m^{(n-1)} &= \mathbf{C}\mathbf{A}^{n-1}\mathbf{x} + \mathbf{C}\mathbf{A}^{n-2}\mathbf{B}I + \mathbf{C}\mathbf{A}^{n-3}\mathbf{B}\dot{I} + \dots + \mathbf{D}I^{(n-1)} \end{aligned} \quad (4.15.3)$$

lo cual puede ser reescrito como:

$$\phi_{n-1}(v_m) = \begin{bmatrix} v_m \\ \dot{v}_m \\ \ddot{v}_m \\ \ddot{\ddot{v}}_m \\ \vdots \\ v_m^{(n-1)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{C} \\ \mathbf{C}\mathbf{A} \\ \mathbf{C}\mathbf{A}^2 \\ \mathbf{C}\mathbf{A}^3 \\ \vdots \\ \mathbf{C}\mathbf{A}^{n-1} \end{bmatrix} \mathbf{x} + \dots$$

$$+ \begin{bmatrix} \mathbf{D} & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \mathbf{CB} & \mathbf{D} & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \mathbf{CAB} & \mathbf{CB} & \mathbf{D} & 0 & \dots & 0 \\ \mathbf{CA}^2\mathbf{B} & \mathbf{CAB} & \mathbf{CB} & \mathbf{D} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{CA}^{n-2}\mathbf{B} & \mathbf{CA}^{n-3}\mathbf{B} & \mathbf{CA}^{n-4}\mathbf{B} & \mathbf{CA}^{n-5}\mathbf{B} & \dots & \mathbf{D} \end{bmatrix} \phi_{n-1}(I) \quad (4.16)$$

con lo cual queda entonces definido el difeomorfismo para la transformación para un sistema de grado relativo cero. Esta forma de descripción del sistema, es conocida como forma canónica generalizada de M. Fliess (FCGF). Observar que la primera de las matrices es la matriz de observabilidad del sistema \mathcal{O} , y la segunda no tiene (según el conocimiento de este autor) un nombre reconocido, por lo que es llamada matriz \mathcal{F} debido a que permite describir al sistema en la FCGF [142]. Adicionalmente, $\phi_{n-1}(\cdot)$ se emplea para denotar un vector que posee las derivadas de hasta orden $n - 1$ de su argumento (\cdot) . En particular, la propuesta realizada en el marco de esta tesis, es la de emplear algoritmos de diferenciación por MD para el cálculo de dichos vectores. Reescribiendo entonces estas expresiones para despejar el vector de estados del sistema (\mathbf{x}) resulta:

$$\mathbf{x} = \Phi^{-1}(\phi_{n-1}(v_m)) = \mathcal{O}^{-1}[\phi_{n-1}(v_m) - \mathcal{F}\phi_{n-1}(I)] \quad (4.17)$$

donde queda en evidencia que para garantizar la existencia de la inversa del difeomorfismo (Φ^{-1}) , es necesario que el sistema sea completamente observable. Adicionalmente, si se pudiera disponer por algún medio de las derivadas de la salida del sistema v_m y de la acción de control del MANC en cuestión, I , entonces sería sencillo recuperar información de los estados del sistema en su base original.

En esta transformación, también se evidencian los aspectos relacionados con la incidencia de los parámetros del sistema en la capacidad para recuperar información de los estados: es condición necesaria disponer de los valores de los elementos del MCE para lograr aplicar con éxito la inversa del difeomorfismo planteado. Sin embargo, como veremos a continuación, esta propuesta también posee una ventaja adicional. Al escribir la dinámica de los estados en la FCGF, y definiendo $z_{i+1} = v_m^{(i)}$, resulta:

$$\dot{z}_1 = z_2 \quad (4.18.1)$$

$$\dot{z}_2 = z_3 \quad (4.18.2)$$

$$\dot{z}_3 = z_4 \quad (4.18.3)$$

$$\vdots$$

$$\dot{z}_{n-1} = z_n \quad (4.18.4)$$

$$\dot{z}_n = \mathbf{CA}^n \Phi^{-1}(\mathbf{z}) + \mathbf{CA}^{n-1}\mathbf{BI} + \mathbf{CA}^{n-2}\mathbf{B}\dot{I} + \dots + \mathbf{CB}I^{(n-1)} + \mathbf{D}I^{(n)} \quad (4.18.5)$$

donde la Ecuación (4.18.5) se compone de $2n + 1$ términos, dependientes por un lado, de las matrices del sistema y por otro, de funciones conocidas del sistema, es decir, de las corrientes, tensiones, y sus derivadas de hasta orden n . En otras palabras, la Ecuación (4.18.5) es una expresión lineal en los parámetros de la planta, lo cual resulta fundamental para extraer de esta última, la información requerida para realizar una estimación de los parámetros de los sistemas de almacenamiento. Un esquema ilustrativo de esta propuesta puede observarse en la Figura 4.5

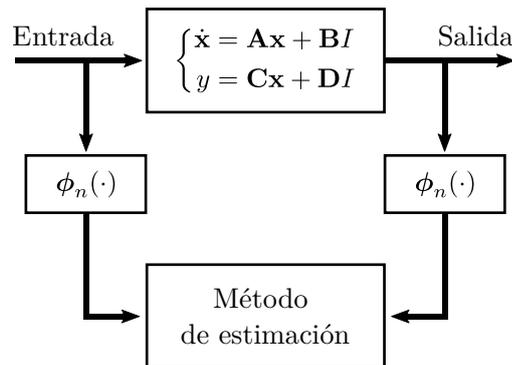


Figura 4.5: Esquema propuesto para la estimación de parámetros basado en la FCGF.

En este punto, es importante remarcar que no existe en la bibliografía especializada un método de observación basado en MD de alto orden, para realizar estimaciones en MANC. Por lo tanto, el esquema de observación adaptivo propuesto introduce una serie de aspectos novedosos, los cuales serán presentados en capítulos posteriores.

Antes de entrar en profundidad en los aportes realizados para la estimación de parámetros para MANC (lo cual será introducido en el capítulo siguiente), en la sección siguiente son presentados los fundamentos de los algoritmos de diferenciación estudiados. Estos son fundamentales para construir la estructura de observación propuesta.

4.4. Diferenciadores estándar, filtrante y de seguimiento

En esta sección son presentados los fundamentos de tres tipos de diferenciadores homogéneos de alto orden: el diferenciador por MD estándar (SMD), el diferenciador por MD filtrante (FSMD), y el diferenciador por MD de seguimiento (TSMD). Debido al trasfondo matemático requerido para una minuciosa comprensión de los mismos, en esta sección se realiza una breve descripción de los aspectos más relevantes de cada uno de ellos, proponiéndose las referencias [140][141][143][144] para una mayor profundización. En particular, en lo que se re-

fiere a la demostración de convergencia de los mismos, esta se encuentra presentada en el Apéndice A.

El problema de la diferenciación de señales desconocidas es un problema antiguo. Imaginemos una señal $f_0(t)$ de la cual se desea obtener la derivada n -ésima. Si adicionalmente se incluyera ruido, o contenido espurio de forma que ahora la señal a diferenciar es $f(t) = f_0(t) + \eta$, entonces un diferenciador ideal debería ser capaz de distinguir entre el contenido indeseado (η) y la señal deseada. Habiendo mencionado esto, queda en evidencia que existe una relación de compromiso entre la capacidad del diferenciador para realizar el cómputo de las derivadas deseadas, y la capacidad para rechazar señales espurias. En el caso de que, la única información disponible de la señal a diferenciar sea una cota de Lipschitz para su derivada n -ésima, es posible definir las cotas de error mínimas, obtenibles al considerar al ruido η como una señal espuria de alta frecuencia [140]. Respecto a las definiciones empleadas, se destaca que los diferenciadores presentados a continuación, son *exactos* en el sentido de que convergen al valor exacto de las derivadas de una señal $f(t)$ en la ausencia de ruido, y *robustos* debido a que sus salidas convergen a las derivadas deseadas a medida que la entrada converge a $f(t)$ mientras $\eta \rightarrow 0$.

Además de la robustez y exactitud de los diferenciadores, dos de sus principales ventajas son: su convergencia en tiempo finito y la poca información requerida para el cálculo de las derivadas. Sólo se requiere información de una cota de Lipschitz para la derivada de mayor orden requerida. En vías de utilizar estos sistemas de diferenciación en aplicaciones en tiempo real, este último aspecto es fundamental, puesto que en aplicaciones móviles, o estacionarias, la corriente de los MANC es un parámetro variable dependiente del nivel de carga demandado. Adicionalmente, estos diferenciadores son asintóticamente óptimos, lo que implica que convergen (dada una estructura para el diferenciador) a la mejor banda de error posible cuando el ruido contenido en las funciones a derivar es acotado.

Por motivos de simplicidad, todos los algoritmos descriptos a continuación son capaces de proveer en tiempo finito una estimación para una señal $f(t)$ y sus derivadas de primer y segundo orden, siempre que exista una cota conocida para la derivada tercera de $f(t)$. Esta, es formalmente conocida como cota de Lipschitz $L > 0$ de $\ddot{f}(t)$. En condiciones de trabajo estables, es factible asumir a L conocida, dado que puede ser determinada a partir de un estudio del comportamiento y limitaciones de las variables eléctricas de los sistemas bajo estudio. Es decir que aún con un valor de L desconocido, debería existir un máximo valor para este parámetro tal que sean mantenidas las condiciones óptimas de funcionamiento de los MANC y de los convertidores de potencia asociados.

4.4.1. Diferenciadores por modos deslizantes de segundo orden estándar (SMD)

La estructura de un diferenciador estándar por modos deslizantes para estimar las derivadas de hasta segundo orden, en su forma no recursiva, es definida cómo [140][141]:

$$\dot{\mu}_0 = -\lambda_2 L^{1/3} |\mu_0 - f(t)|^{2/3} \text{sign}(\mu_0 - f(t)) + \mu_1 \quad (4.19.1)$$

$$\dot{\mu}_1 = -\lambda_1 L^{2/3} |\mu_0 - f(t)|^{1/3} \text{sign}(\mu_0 - f(t)) + \mu_2 \quad (4.19.2)$$

$$\dot{\mu}_2 = -\lambda_0 L \text{sign}(\mu_0 - (f(t))) \quad (4.19.3)$$

siendo $f(t)$ la señal de interés que se desea derivar; $\lambda_0 = 1,1$; $\lambda_1 = 2,12$; $\lambda_2 = 2$ son ganancias fijas predefinidas para asegurar la convergencia del algoritmo, como es explicado en [144]. Las salidas del diferenciador son las variables $\mu_0 \rightarrow f(t)$, $\mu_1 \rightarrow \dot{f}(t)$ y $\mu_2 \rightarrow \ddot{f}(t)$. Se destaca de los SMD su precisión: estiman de forma exacta las derivadas de $f(t)$ cuando esta no contiene ruido, y con un error acotado (de forma robusta) con ruidos pequeños y acotados, según definido en [140].

Un esquema sencillo para comprender el funcionamiento de estos diferenciadores parte de la base de entender a estos como un sistema de control. Tomando una ecuación auxiliar:

$$\dot{\mu}_0 = \nu \quad (4.20)$$

se diseña un control para garantizar que la superficie de deslizamiento definida como $\sigma = \mu_0 - f(t)$ converja a cero, al igual que $\dot{\sigma}$ y $\ddot{\sigma}$. Dicho controlador es precisamente el diferenciador formulado, donde μ_1 y μ_2 son variables internas del controlador que garantizan la convergencia de la superficie de deslizamiento y sus derivadas a cero: $\sigma = \dot{\sigma} = \ddot{\sigma} = 0$. Un esquema sencillo para ilustrar esta noción puede observarse en la Figura 4.6.

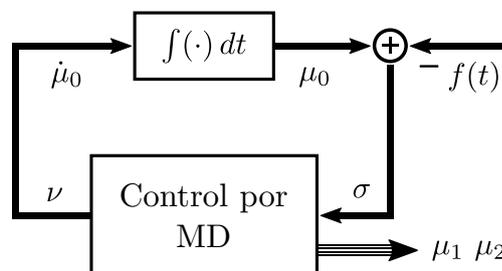


Figura 4.6: Diagrama en bloques de un SMD.

Estos diferenciadores fueron los primeros planteados por Levant en [140], y son asintóticamente óptimos, en el sentido de que proveen una precisión para la

estimación de las derivadas del orden de:

$$\left| \mu_i(t) - f_0^{(i)}(t) \right| \leq \alpha_i L^{i/3} \epsilon_0^{\frac{3-i}{3}} \quad (4.21)$$

con $i = 0, 1, 2$ y donde α_i cumple la siguiente desigualdad $\alpha_i \geq K_{i,2} 2^{\frac{i}{3}} \geq 2^{\frac{i}{3}}$ siendo $K_{i,2} \in [1; \pi/2]$ constantes de Kolmogorov. En este caso, los valores para α_i dependerán de los valores de ganancias utilizadas para el diferenciador. Adicionalmente, ϵ_0 representa una cota para el máximo nivel de ruido (ϵ) en las señales a derivar, $|\epsilon| < \epsilon_0$.

4.4.2. Diferenciadores por modos deslizantes de segundo orden filtrantes (FSMD)

A pesar de la robustez de los SMD respecto a ruidos acotados, su precisión puede verse afectada por señales espurias de gran valor y ruidos no acotados que puedan contaminar las mediciones de las corrientes y tensiones. Es por esto que los FSMD incorporan un filtro por modos deslizantes, el cual es capaz de rechazar ruidos no acotados de baja media sin perjudicar la precisión del diferenciador. La estructura de un FSMD de segundo orden, en su forma no recursiva, es [144]:

$$\dot{w}_1 = -\lambda_4 L^{1/5} |w_1|^{4/5} \text{sign}(w_1) + w_2 \quad (4.22.1)$$

$$\dot{w}_2 = -\lambda_3 L^{2/5} |w_1|^{3/5} \text{sign}(w_1) + (\mu_0 - f(t)) \quad (4.22.2)$$

$$\dot{\mu}_0 = -\lambda_2 L^{3/5} |w_1|^{2/5} \text{sign}(w_1) + \mu_1 \quad (4.22.3)$$

$$\dot{\mu}_1 = -\lambda_1 L^{4/5} |w_1|^{1/5} \text{sign}(w_1) + \mu_2 \quad (4.22.4)$$

$$\dot{\mu}_2 = -\lambda_0 L \text{sign}(w_1) \quad (4.22.5)$$

donde puede observarse que las ecuaciones (4.22.3) a (4.22.5) son equivalentes a las del SMD. Por otro lado, (4.22.1) y (4.22.2) conforman un filtro de modos deslizantes, en este caso de orden dos. La señal a filtrar es la diferencia entre la señal a diferenciar y su estimación: $(\mu_0 - f(t))$. Luego de un transitorio de tiempo finito la señal w_1 será una versión filtrada de esta diferencia. Las salidas de este diferenciador son las variables $\mu_0 \rightarrow f(t)$, $\mu_1 \rightarrow \dot{f}(t)$ y $\mu_2 \rightarrow \ddot{f}(t)$. En este caso las ganancias λ_i se ajustan como en [144]: $\lambda_0 = 1,1$ $\lambda_1 = 4,57$ $\lambda_2 = 9,30$ $\lambda_3 = 10,03$ y $\lambda_4 = 5$. Nótese que en la estructura de los SMD y FSMD debido a los términos con potencias fraccionarias del lado derecho de las ecuaciones (4.22.3) a (4.22.5) y (4.22.1) a (4.22.3) estos diferenciadores no están exentos de *chattering*. Esta es una oscilación presente en las estimaciones de las derivadas, inherente al uso de esta clase de estructuras. Desde el punto de vista del uso de las variables extraídas del diferenciador para la estimación de parámetros, este efecto debe ser seriamente considerado, desde el punto de vista de que el *chattering*, se podría introducir

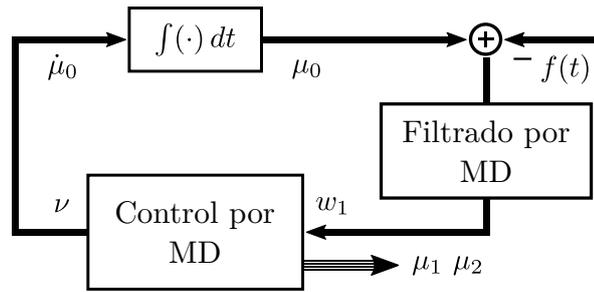


Figura 4.7: Diagrama en bloques de un FSMD.

en el estimador de parámetros como una forma de ruido no deseado, sin proveer información relevante para la estimación de parámetros.

Para esta estructura de diferenciación, la cota de los errores cometidos, puede ser establecida como en el caso anterior:

$$\left| \mu_i(t) - f_0^{(i)}(t) \right| \leq \alpha_i L^{i/3} \epsilon_0^{\frac{3-i}{3}} \quad (4.23)$$

sólo que en esta variante, los α_i tomarán otros valores (los cuales podrían ser determinados empíricamente) debido a que al igual que en el caso anterior, estos dependen de la elección de las ganancias del observador, es decir los parámetros λ_i . Debido a que el FSMD incorpora un filtro por MD, las ganancias α_i toman otros valores, tendientes en general, a perjudicar el error cometido en la estimación de las derivadas.

Continuando con la analogía del diferenciador anterior, un diagrama en bloques del esquema de diferenciación puede apreciarse en la Figura 4.7.

4.4.3. Diferenciadores por modos deslizantes de segundo orden de seguimiento (TSMD)

El último tipo de diferenciador por modos deslizantes presentado en esta tesis es llamado de seguimiento. Respecto al rechazo a señales espurias, posee las mismas virtudes que los FSMD. Sin embargo, los TSMD incorporan en su estructura un control por modos deslizantes de orden $n + 1$ con el objetivo de mantener la variable de deslizamiento $\sigma = f(t) - \zeta_0$ y sus derivadas de hasta orden n en cero, siendo ζ_0 la estimación de la señal $f(t)$ a diferenciar, extraída de una cadena de integradores. Dado que en esta sección es $n = 2$ entonces el objetivo de control es: $\sigma = \dot{\sigma} = \ddot{\sigma} = 0$. Esta idea, es similar a la anteriormente desarrollada, como puede observarse en el esquema ilustrativo de la Figura 4.8. La diferencia en este caso, radica en que el sistema virtual a controlar, consta de una cadena de integradores, lo que eleva el grado relativo del sistema, y es por este motivo que se requiere de un control por MD de alto orden. Además, para que dicho control pueda ser diseñado, se requieren estimaciones de las derivadas de la variable de deslizamiento, σ .

Consecuentemente, la estructura de un TSMD para estimar derivadas de hasta segundo orden en su forma no recursiva, es definida como [144]:

$$\dot{w}_1 = -\lambda_4 5 L^{1/5} |w_1|^{4/5} \text{sign}(w_1) + w_2 \quad (4.24.1)$$

$$\dot{w}_2 = -\lambda_3 5 L^{2/5} |w_1|^{3/5} \text{sign}(w_1) + (\mu_1 - \sigma) \quad (4.24.2)$$

$$\dot{\mu}_1 = -\lambda_2 5 L^{3/5} |w_1|^{2/5} \text{sign}(w_1) + \mu_2 \rightarrow \hat{\sigma} = \mu_1 \quad (4.24.3)$$

$$\dot{\mu}_2 = -\lambda_1 5 L^{4/5} |w_1|^{1/5} \text{sign}(w_1) + \mu_3 \rightarrow \hat{\sigma} = \mu_2 \quad (4.24.4)$$

$$\dot{\mu}_3 = -\lambda_0 5 L \text{sign}(w_1) \rightarrow \hat{\sigma} = \mu_3 \quad (4.24.5)$$

$$\dot{\zeta}_1 = \zeta_2 \quad (4.24.6)$$

$$\dot{\zeta}_2 = \zeta_3 \quad (4.24.7)$$

$$\dot{\zeta}_3 = \nu = -4 \frac{\mu_3^3 + |\mu_2|^{3/2} \text{sign}(\mu_2) + \mu_1}{|\mu_3|^3 + |\mu_2|^{3/2} + |\mu_1|} \quad (4.24.8)$$

Obsérvese que la estructura de (4.24.1) a (4.24.5) es equivalente a la del FSMD, pero las ganancias λ_i están multiplicadas por un factor de valor 5 de forma de garantizar la estabilidad y convergencia del algoritmo a lazo cerrado. Por otro lado, $\dot{\zeta}_3$ es definida utilizando las estimaciones de las derivadas de la superficie de deslizamiento μ_0 , μ_1 y μ_2 , para construir una acción de control ν que garantice $\sigma = \dot{\sigma} = \ddot{\sigma} = 0$. Las salidas de este esquema son los parámetros $\zeta_{0,1,2}$ obtenidos de la cadena de integradores ((4.24.6)-(4.24.8)). De esta forma se garantiza que las estimaciones de las derivadas sean suaves (sin discontinuidades) y consistentes, es decir, siendo cada salida la derivada de la siguiente: $\dot{\zeta}_0 = \zeta_1$ y $\dot{\zeta}_1 = \zeta_2$. Para su aplicación en la estimación de parámetros mediante algoritmos recursivos, este último punto resulta de crucial interés, dado que el desempeño de la estimación paramétrica depende fuertemente de la calidad de las señales de entrada. En este caso ellas son las tensiones, corrientes y sus derivadas.

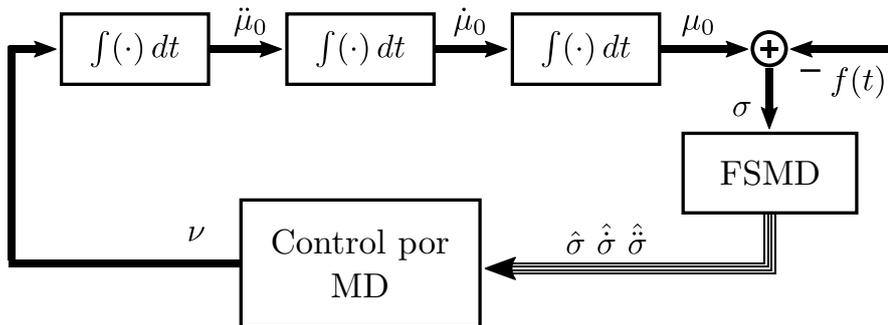


Figura 4.8: Diagrama en bloques de un TSMD.

En lo que respecta a la precisión de los diferenciadores TSMD, en esta estructura particular, no es posible prever un error máximo, puesto que el mismo depende de las variaciones de la señal a derivar. En otros términos, la precisión de la estimación $|\mu_i(t) - f_0^{(i)}(t)|$ es del orden de $|f_0^{(i+1)}(t)|$ independientemente de

ruidos o del período de muestreo [144].

4.4.4. Notas

4.4.4.1. Estudio de los diferenciadores propuestos para esquemas de observación adaptivos

Es evidente entonces, que la propuesta de utilizar diferenciadores por MD como medio para acceder a las estimaciones de los estados de los sistemas descritos en la FCGF tiene un potencial atractivo. Para comenzar, la convergencia en tiempo finito, así como el rechazo a señales espurias, hacen de los diferenciadores por MD una opción a considerar. Sin embargo, no todos estos diferenciadores poseen las mismas virtudes. Es por esto que se ha realizado un estudio preliminar acerca de las diferencias de cada uno de estos esquemas de diferenciación, aplicados para la estimación de parámetros en sistemas de almacenamiento de energía [94]. En el Capítulo 8 se presentan los resultados hallados respecto al mencionado tema.

4.4.4.2. Diferenciadores por modos deslizantes como vía para la estimación de parámetros

Como ha sido discutido en el presente capítulo, poseer una salida auxiliar del sistema lineal en los parámetros, es crucial. Esta permitiría estimar los parámetros en principio desconocidos del sistema, para mejorar el desempeño de los sistemas de observación asociados. A su vez, ha sido introducida la idea de que llevar el sistema a la forma canónica de Fliess, permite encontrar, en el caso de poseer un sistema lineal, dicha salida con relativa simplicidad.

A pesar del enfoque empleado en el presente capítulo, se destaca que el uso de diferenciadores por MD podría encontrarse únicamente enfocado en el problema de la estimación de parámetros. Es decir que independientemente del potencial para su utilización en la estimación de estados, podrían pensarse como un elemento accesorio, pero indispensable para obtener una salida del sistema lineal en los parámetros del mismo.

4.4.4.3. MD de alto orden y reducción del *chattering*

Si bien algunos aspectos relacionados con este fenómeno serán presentados en la siguiente sección, vale la pena remarcar que los algoritmos de orden superior son una potente herramienta para la reducción del *chattering* en los esquemas tanto de control como de observación de sistemas. Por esto último, la estructura presentada posee la ventaja de proveer estimaciones de los estados del sistema con un bajo nivel de *chattering*. Esto podrá observarse más en detalle en el Capítulo 8 donde son presentados los principales resultados obtenidos.

4.5. Inconvenientes en otros esquemas de observación

4.5.1. Observadores por MD de primer orden

Las propuestas de observación por MD para MANC basadas en MD, son (a diferencia de la propuesta realizada) principalmente de orden 1. Un observador por MD de orden 1 es en esencia una copia del sistema bajo estudio, sólo que incluye un término no lineal de corrección en las derivadas de los estados estimados:

$$\dot{\hat{\mathbf{x}}} = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}} + \mathbf{B}I + \mathbf{G}_n\nu(t) \quad (4.25.1)$$

$$\hat{y} = \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}} + \mathbf{D}I \quad (4.25.2)$$

donde \hat{y} y $\hat{\mathbf{x}}$ son estimaciones de la salida y de los estados respectivamente. A su vez, \mathbf{G}_n es un vector de ganancias, que debe ser apropiadamente diseñado, y el término no lineal $\nu(t)$ es definido como:

$$\nu(t) = \rho \operatorname{sign}(\hat{y} - y) \quad (4.26)$$

con ρ un escalar positivo. Puede demostrarse que para un valor de ρ lo suficientemente grande, el error $e_y = \hat{y} - y$ converge a cero en tiempo finito. La demostración de la convergencia de estos observadores puede encontrarse en cualquier libro de texto de la temática [145], pero por lo general, sólo para sistemas con salidas de grado relativo ≥ 1 . Cuando el sistema (como en los sistemas de almacenamiento) es de grado relativo cero, al igual que ocurre en el caso de los observadores lineales, no es posible rechazar las perturbaciones del modelo. Existen pocas propuestas de utilización de observadores por MD de primer orden para sistemas de almacenamiento, entre las cuales destacan [43][115][146][147][148][149][150]. La primera de ellas requiere una identificación previa de los elementos del sistema y adicionalmente, el *chattering* presente en las estimaciones es del orden del 5% por lo cual se obtiene un error considerable.

Por otro lado, en estos esquemas de observación no es trivial la obtención de una salida auxiliar lineal en los parámetros para realizar la estimación de los parámetros de los MANC. Para obtener salidas auxiliares se requiere desprestigiar la derivada de la corriente, lo cual limita la aplicabilidad de las propuestas, e induce un mayor error en el nivel de *chattering* de las estimaciones [151][148]. Por si esto fuera poco, el tiempo de convergencia para la estimación de los parámetros del sistema es del orden de los miles de segundos.

4.5.2. Observadores basados en Filtros de Kalman

El filtro de Kalman-Bucy (FK) ha sido sin lugar a dudas una de las herramientas más potentes desarrolladas en el siglo XX [152][153]. Las múltiples variantes desarrolladas a lo largo de los últimos sesenta años han sido empleadas para la estimación de parámetros y estados en una gran diversidad de sistemas. Es por este motivo que no sería posible presentar en esta sección todos los aspectos relacionados con las variantes del FK para la estimación de parámetros y estados en MANC. Por lo tanto, de forma general, son presentadas algunas de las limitaciones de estos sistemas al momento de emplearlos para realizar la estimación de los estados internos en MANC.

El FK es el filtro óptimo para realizar la estimación de estados cuando existe incertidumbre en las mediciones de las variables sistema así como en el modelo adoptado. Al igual que en los casos presentados, para obtener una estimación precisa de los estados internos de los sistemas de almacenamiento, también requiere de una adecuada caracterización de los elementos que componen al modelo. Para lograr esto último, la versión más diversificada es el FK extendido [86][100][154][155][156], el cual se emplea para estimar de forma conjunta los estados y parámetros del sistema. Las críticas más comunes al FK para su empleo en la estimación de sistemas de almacenamiento son dos: la primera es su sensibilidad a errores en la estructura del modelo, y la segunda que garantizar la convergencia cuando las propiedades del ruido de medición no se encuentran adecuadamente determinadas [101][157][158][159] no es una tarea trivial. Esto último, debido a que las estructuras expandidas del modelo determinan una estructura no-lineal. Ambos problemas mencionados, no representan grandes limitaciones en esta clase de sistemas puesto que por un lado, como ha sido presentado, los MCE son estructuras aptas para realizar el modelado de MANC; por otro lado, las características de los sensores en las aplicaciones en los MANC pueden ser determinadas.

Sin embargo, existen otros inconvenientes que aún no han sido solucionados. Por un lado, la elección de un adecuado período de muestreo es fundamental para obtener estimaciones no sesgadas de los parámetros internos de los modelos [81]. Simultáneamente, esto no debería perjudicar la velocidad de cómputo del algoritmo para su uso en aplicaciones en tiempo real. Por otro lado, experimentalmente ha sido encontrado que la velocidad de convergencia para la estimación de los estados y parámetros en MANC utilizando FK puede llegar a ser del orden de los cientos y hasta miles de segundos.

Vale la pena remarcar, que la propuesta realizada en esta tesis no invalida el uso de FK para realizar la estimación de parámetros. Sin embargo, ha sido presentada en [144] la aparente superioridad de los diferenciadores por MD para el cómputo de derivadas. Dada su convergencia en tiempo finito, robustez y precisión, y en

segundo lugar su capacidad de rechazo de señales espurias, los diferenciadores podrían ser empleados para la estimación de estados en la FCGF mientras que distintas variantes del FK podrían emplearse para estimar sólo los parámetros del MCE adoptado, lo cual es brevemente discutido en el capítulo siguiente.

4.6. Resumen

En este capítulo han sido presentados los fundamentos necesarios para comprender algunos esquemas de observación para sistemas de almacenamiento de energía, junto con algunas de sus ventajas y desventajas. Como punto de partida para los análisis realizados, fueron introducidos modelos lineales de primer y segundo orden para MANC, basados en MCE equivalentes.

Con el objetivo de demostrar la necesidad de observadores adaptivos, fueron desarrollados los observadores lineales, particularizando las problemáticas que estos poseen para ser empleados en sistemas de almacenamiento. Luego, teniendo como punto de partida la necesidad de desarrollar algoritmos capaces de estimar los estados de los MANC, fue presentada una propuesta original de observación adaptiva basada en MD. Esta, requiere para su aplicación de algoritmos diferenciadores por MD, por lo que fueron desarrollados algunos conceptos esenciales de estas estructuras de diferenciación. En particular fueron comparados tres algoritmos de diferenciación homogéneos, y fue brevemente discutido su uso en las estructuras de observación adaptiva propuesta.

Ha quedado planteada y demostrada la necesidad de conocer los parámetros del modelo adoptado para los MANC, tanto para ajustar los valores de los estados obtenidos conforme incrementa la información disponible del sistema de almacenamiento en cuestión, como para utilizarlos en los esquemas de inferencia para el SoC y SoH desarrollados en el capítulo previo. Sin embargo, los algoritmos capaces de estimar los parámetros de los modelos adoptados aún no han sido presentados. Estos últimos, son discutidos en el capítulo siguiente.

Capítulo 5

Desarrollo y ajuste de métodos de estimación para sistemas de almacenamiento

Basándose en los desarrollos de los capítulos previos, queda en evidencia la necesidad de utilizar algoritmos de estimación de parámetros, capaces de proveer medidas fehacientes de los parámetros en sistemas de almacenamiento. Sin embargo, tanto para la utilización de observadores de estados como estimadores de parámetros, se requiere la determinación de modelos adecuados para los MANC. Por lo tanto, profundizando los desarrollos presentados en el Capítulo 4, son presentados los aportes originales en el área del modelado de MANC. Brevemente, la propuesta original desarrollada en esta tesis, consta de incluir en los MCE la capacidad incremental de los sistemas de almacenamiento como un elemento variante en el tiempo.

Una vez que el modelo a estimar se encuentra determinado, son introducidos algunos métodos de estimación empleados. Posteriormente, se presentan los aportes realizados en el área de la validación de resultados de los algoritmos de estimación, lo cual es esencial para aplicaciones en tiempo real. Si bien los desarrollos presentados se enfocan en el estudio de estimadores recursivos continuos, en último lugar son presentadas algunas alternativas discretas y una opción de estimación basada en MD.

5.1. El problema de la estimación

Porqué estimar o identificar un sistema es la pregunta a responder. Dentro del área del control de sistemas dinámicos, se cuenta con algoritmos capaces de rechazar un amplio número de perturbaciones y controlar tanto sistemas lineales como complejos sistemas fuertemente no lineales. Esto hace posible controlar sistemas

aún cuando la incertidumbre acerca de la dinámica que los gobierna es elevada.

Así es que en una vasta cantidad de aplicaciones, conocer información precisa de los parámetros que regulan la dinámica de un sistema no resulta ser un gran inconveniente. Sin embargo, son también innumerables los casos en los cuales disponer información de los parámetros internos de un sistema es crucial para el desempeño de los mismos. En este sentido, partiendo de datos experimentales medibles de un sistema, obtener y validar las expresiones de un modelo que permitan describir la dinámica del sistema se vuelve fundamental. Algunos ejemplos que ilustran esto en detalle podrían ser:

Ejemplo 5.1. *Concentración de partículas en un tanque.*

Podría pensarse en un tanque relleno con un líquido, el cual posee una determinada concentración de especies. Si dicha concentración es variable en el tiempo, entonces para controlar la concentración total de especies en el tanque es necesaria la utilización de algún modelo que permita determinar estos parámetros a partir de variables externas. Esta problemática podría ser el de una BFRV, donde se desea conocer la concentración de las especies de Vanadio en los tanques de almacenamiento. Esto es equivalente a proveer una medida del SoC.

Ejemplo 5.2. *Determinación de la máxima potencia disponible en un MANC.*

Debido a que no es posible acceder al interior de los sistemas de almacenamiento, para conocer los parámetros internos es necesario recurrir a esquemas de estimación, o alternativamente, de identificación. Posteriormente, podría determinarse la potencia que un determinado MANC podría entregar, de forma que el mismo permanezca dentro de su AOS, la cual depende entre otros parámetros, del estado de carga, de la tensión en bornes y de las impedancias internas.

Ejemplo 5.3. *Otros sistemas - pacientes bajo respiración asistida.*

Los pacientes ventilados mecánicamente requieren de un adecuado control de flujo y presión de aire. Sin embargo, la ventilación depende de parámetros internos de los pacientes, asociados con el aparato respiratorio. Por esto último, se requeriría información precisa de los parámetros de un modelo que describa adecuadamente la dinámica pulmonar. Adicionalmente, contar con un método que provea estas estimaciones permitiría determinar patologías asociadas con irregularidades en los valores esperados para los elementos del modelo, lo que asistiría a los profesionales de la salud en un adecuado pronóstico acerca del estado del aparato respiratorio del paciente. Esto último, es análogo a la estimación del SoH en sistemas de almacenamiento.

La **identificación** es definida como un amplio conjunto de herramientas y técnicas que permiten modelar sistemas a partir de datos experimentales. Para esto último se requiere: la elección de un modelo adecuado para los sistemas, el

diseño de métodos de estimación que permitan caracterizar al modelo elegido, y en última instancia la validación de resultados, para determinar por medio de algún índice la validez de los resultados finales. Esto se hace generalmente dentro de un rango de operación o funcionamiento. El problema de la **estimación** de parámetros, entonces, se encuentra englobado dentro del problema de la identificación de sistemas. Teniendo estas ideas en consideración, el primer paso para proceder con la estimación de parámetros de sistemas de almacenamiento, es la adecuada elección del modelo. Si bien algunos conceptos acerca de estos aspectos fueron presentados en capítulos previos, a continuación se hace foco en los aportes realizados para la determinación de un modelo versátil para realizar estimaciones en tiempo real en sistemas de almacenamiento de energía.

5.2. Determinación de modelos para los MANC

Es importante en esta instancia de la discusión aclarar algunos aspectos sobre el modelado de sistemas de almacenamiento. Además está aclarar, que los modelos analizados se utilizan para representar parcialmente los procesos de almacenamiento o intercambio de energía y/o materia. La elección o uso de un modelo, implica determinar el conjunto de ecuaciones que más se ajustan al comportamiento dinámico del sistema en un rango delimitado de funcionamiento. En estos términos, hallar una representación que permita describir unívocamente su comportamiento, no es posible y en la práctica es necesario conformarse con aproximaciones.

Al momento de elegir un modelo para un determinado sistema, la primera suposición lógica es asumir que no se tiene ningún conocimiento del mismo. Cuando no es posible realizar ninguna aproximación para precisar la dinámica de un modelo, se emplean los llamados modelos de *caja negra*. En estos casos no es posible considerar hipótesis que permitan reducir la incertidumbre que se posee sobre el sistema. Pero, al incluir cierto grado de conocimiento acerca de la dinámica o topología, se conforman los llamados modelos de *caja gris*. Estos son los más empleados en la bibliografía, ya que sólo en raras ocasiones no es posible asumir ningún conocimiento de la planta a estimar. Por último, los modelos de *caja blanca* o transparentes, son aquellos que pueden ser (sólo teóricamente) perfectamente determinados a partir del conocimiento exacto de las leyes dinámicas que gobiernan estos sistemas.

5.2.1. Modelos de caja gris para MANC

Como fuera mencionado en el Capítulo 4, los modelos más empleados en la bibliografía para caracterizar el comportamiento dinámico de los MANC son los MCE (modelos de circuito eléctrico) [17][62][71][83][86][102][115]. Invariablemente,

al utilizar un modelo de parámetros concentrados para determinar la dinámica de sistemas de almacenamiento se está realizando una simplificación del problema en cuestión. Sin embargo, ha sido empíricamente demostrado que los MCE equivalentes son más que aptos para representar la dinámica de una amplia variedad de sistemas de almacenamiento. Adicionalmente, dependiendo de la profundidad o complejidad del modelo adoptado, es sencillo establecer una relación entre los elementos del modelo y los fenómenos electroquímicos que estos representan. Por otro lado además, el costo computacional de la implementación de estos modelos es sumamente bajo, sobretodo comparándolo con modelos electroquímicos, o con otros más abstractos como los basados en redes neuronales.

Para modelar sistemas de almacenamiento empleando MCE, se debe considerar por un lado el comportamiento dinámico, y por otro el comportamiento estático. El comportamiento estático es el que vincula la TCA con la carga almacenada (Q) y es por lo general representado por una fuente de tensión, dependiente de una variedad de parámetros tales como la temperatura, y los estados SoC y SoH entre otros. Por otro lado el comportamiento dinámico puede ser representado a través de la incorporación de múltiples redes resistivo-capacitivas (RC) con diferentes constantes de tiempo.

Mientras que el comportamiento estático puede ser fácilmente incorporado en el modelo, el comportamiento dinámico del modelo depende del número de redes RC incorporadas. Los procesos que permiten determinar un orden aproximado para el modelo a identificar son múltiples, y dependen de la aplicación considerada. En particular en el área de estimación *offline* de parámetros, es posible utilizar técnicas de caracterización en frecuencia [68][131][160][161]: el método conocido como espectroscopía de impedancia electroquímica, permite determinar el comportamiento de los electrodos en el plano complejo, y en función de un amplio rango de frecuencias de entrada. Un resultado típico obtenido al realizar este procedimiento en BL puede observarse en la Figura 5.1.

A partir de estos resultados, es posible modelar cada porción del comportamiento en frecuencia mediante una serie de impedancias. Así por ejemplo, un modelo de orden n para una BL, capaz de representar el comportamiento dinámico de esta para un amplio rango de frecuencias de entrada, podría ser como el de la Figura 5.2. Notar que como fue comentado inicialmente, la serie de impedancias capacitivas sólo modela la respuesta de la impedancia de los electrodos, pero no incorpora la relación no lineal existente entre la TCA y el nivel de carga, la cual es modelada con el uso de la CI (C_p) y la fuente de tensión (v_{min}), lo cual es discutido a continuación.

Como ha sido introducido en el Capítulo 3, en los MANC el comportamiento de la TCA varía con el nivel de carga. Este comportamiento no es lineal y su variación depende de la tecnología del sistema de almacenamiento estudiado. Por

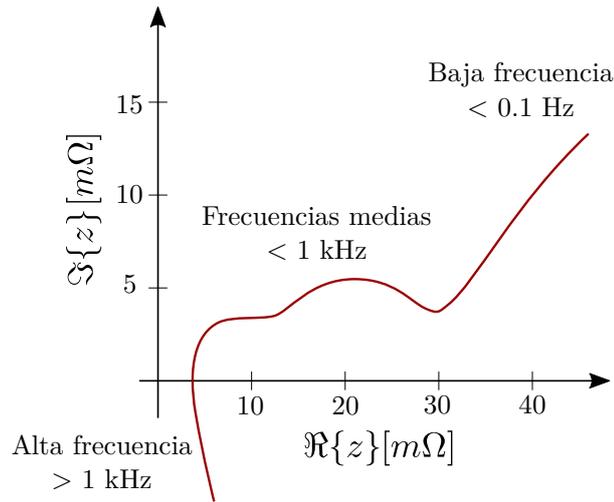


Figura 5.1: Ilustración del resultado de una espectroscopía de impedancia para BL.

lo general, el conocimiento de estas variaciones se adquiere por medio de un relevamiento experimental, aunque en algunos casos (como en las BFRV) es posible hallar expresiones teóricas que permiten representar con un alto grado de precisión la relación entre la carga Q y la TCA. En las siguientes secciones es discutido el modelado de la curva no lineal de TCA vs. Q mediante el empleo de la CI, para SC, BL y BFRV.

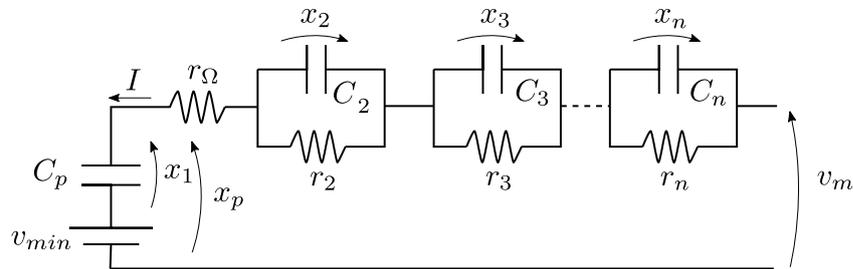


Figura 5.2: MCE de orden n para una BL.

5.2.1.1. Tensión de circuito abierto en SC en función de la carga

Continuando con el análisis presentado en el Capítulo 4 (Sección 4.1.1), se procede a profundizar en el modelo de SC de doble capa electrostática. Si bien ha sido mencionado que un modelo lineal sencillo para el SC consta de una capacidad en serie con una resistencia, en este modelo las variaciones de la TCA son lineales con respecto a la carga almacenada [80][83]. En la práctica, sin embargo, los SC presentan una variación no lineal, la cual es función del SoC, la temperatura y el SoH entre otros parámetros relevantes [78][86][162].

A partir del relevamiento experimental, ha sido posible medir curvas como la presentada en la Figura 5.3. En esta se observa como los niveles de capacidad

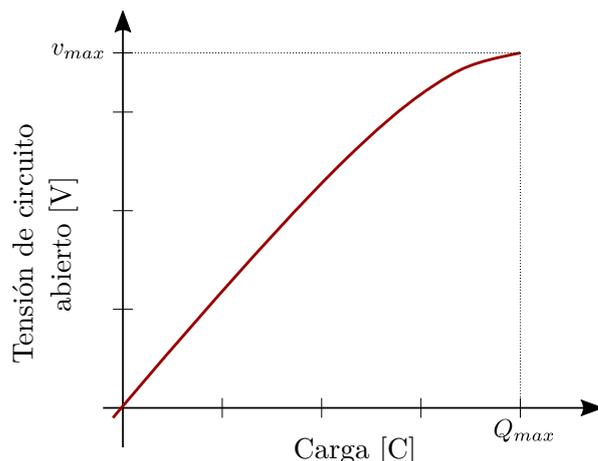


Figura 5.3: TCA vs carga en un SC. Ejemplo ilustrativo.

incrementan conforme el SC se carga. Así es que una modificación sencilla a este modelo, sería la de proponer una variación de la capacidad principal C_p del tipo:

$$C_p = C_0(1 + \alpha v_p) \quad (5.1)$$

donde α es un parámetro a ser determinado, y v_p la tensión en el capacitor principal (C_p). De esta forma, se establece un valor de capacidad dependiente de la tensión, por lo cual en este modelo la capacidad de los SC es en efecto no lineal. La propuesta realizada en esta tesis, consta de modelar esta capacidad como un parámetro variante en el tiempo. Esto podría pensarse como una adaptación del modelo, de forma de poder contemplar variaciones más genéricas, y en principio no limitadas por el comportamiento descrito en la Ecuación (5.1).

Vale la pena remarcar que a pesar de este comportamiento no lineal de los SC, si el valor de α es lo suficientemente pequeño, el valor de la capacidad C_0 es, en términos prácticos, el valor de la capacidad de almacenamiento.

5.2.1.2. Tensión de circuito abierto en BL en función de la carga

De forma análoga a lo que ocurre con los SC, las BL presentan un tipo de variación no lineal entre la TCA y Q . Estas curvas, varían fuertemente según el tipo de electrodo empleado [81][100][114][121] (ver ejemplos en la Figura 5.4). Las mismas, son relevadas experimentalmente en una variedad de condiciones de funcionamiento, tales como diferentes temperaturas de operación, niveles de envejecimiento, tiempo de reposo, etc. Posteriormente, debido a que la relación entre la TCA y carga es unívoca, suele emplearse dicha información en tablas de look-up para obtener el SoC a partir de estimaciones de la TCA [118][126][127].

A pesar de la dispersión y amplia variedad de curvas de TCA vs Q , sería práctico definir un modelo genérico que represente estas variaciones independientemente del tipo de tecnología considerada y de forma sencilla. Para esto es empleada la

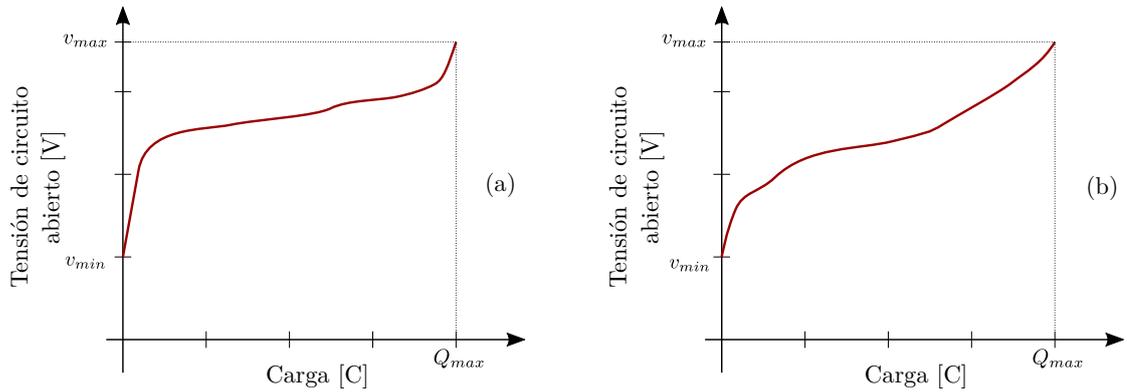


Figura 5.4: Ejemplos ilustrativos de TCA vs carga en BL. a) Electrodo de LB de LMO/grafito. b) Electrodo de LNMCO/grafito.

definición de la CI:= C_p :

$$C_p = \frac{\partial Q}{\partial x_p} \quad (5.2)$$

donde Q es el valor de la carga almacenada y $x_p := \text{TCA}$. Tomando esto como punto de partida, la propuesta realizada en esta tesis es la de incluir esta capacidad dentro del MCE, en serie con una fuente de tensión v_{min} como ha sido presentado en la Figura 5.2. Convencionalmente, la medición de la CI es llevada a cabo a partir de la derivación numérica de la curva estática de TCA vs. Q , lo que acarrea errores significativos en el cálculo de esta variable. Sin embargo, mediante la inclusión de C_p en el MCE esta puede ser obtenida junto con los demás elementos del modelo, a partir del empleo de los métodos desarrollados en este capítulo.

Adicionalmente, con el objetivo de plantear un modelo genérico, la propuesta realizada en esta tesis consta de modelar la variación de la TCA con Q a partir de representar a C_p como un elemento variante en el tiempo. Esto último, independientemente del tipo de mecanismo existente detrás de las variaciones no lineales de las BL. Una de las ventajas de esta propuesta, es que permite obtener una descripción del sistema en el espacio de estados, lo cual permite visualizar fácilmente las variables de interés y fundamentalmente, aplicar las técnicas desarrolladas en el Capítulo 4. Se remarca que la variación de esta capacidad es en extremo lenta, debido a que esta depende del SoC de las BL, el cual también varía lentamente. Es por este motivo, que algunos trabajos han de hecho modelado la variación de la TCA con Q como una función lineal a tramos [163][164], aún a costa de complejizar la descripción del sistema.

La CI es de sumo interés para el análisis del envejecimiento de las BL, así como para una adecuada medición del SoC puesto que a través de esta es posible estimar la capacidad de carga de este sistema de almacenamiento [118][165][166][167], como también ha sido introducido en el Capítulo 3.

5.2.1.3. Tensión de circuito abierto en BFRV en función de la carga

En el caso de las BFRV, puede ser demostrado que la TCA se encuentra definida por la tensión de equilibrio generada por la reacción química del intercambio de especies de Vanadio. Por lo tanto, dicha tensión puede evaluarse a través de la ecuación de Nernst [132]:

$$v_{oc} = E^0 + \frac{RT}{F} \ln \left[\left(\frac{c_2 c_5 c_H^2}{c_3 c_4} \right) \left(\frac{\gamma_2 \gamma_5 \gamma_H^2}{\gamma_3 \gamma_4} \right) \right] \quad (5.3)$$

donde E^0 es la tensión estándar de una celda, F es la constante de Faraday, c_H es la concentración de iones positivos H^+ y γ_i son los coeficientes de la actividad de las especies involucradas en la reacción química.

En la práctica, la Ecuación (5.3) puede ser simplificada asumiendo que los coeficientes de actividad así como c_H , permanecen aproximadamente constantes durante la operación del sistema [71][132][133][168]. Luego entonces, E^0 es reemplazado por una tensión nominal (E^θ) la cual permite agrupar todas las constantes que se extraen del argumento del logaritmo en la Ecuación (5.3). En estas condiciones, el valor de E^θ es aproximadamente 1.35V y representa la TCA cuando el sistema se encuentra con una carga de aproximadamente el 50%. Bajo estas suposiciones, una expresión equivalente para la Ecuación (5.3) es:

$$v_{oc} = E^\theta + \frac{2RT}{F} \ln \left(\frac{Q}{Q_M - Q} \right) \quad (5.4)$$

donde Q es la carga almacenada y Q_M la máxima capacidad de carga de las BFRV. Por lo cual, en el caso de las BFRV es posible hallar una expresión teórica para el comportamiento de la TCA y la carga. Sin embargo, esta expresión es válida sólo bajo las hipótesis explicitadas, y cualquier variación de las concentraciones, o diferencias entre las especies en los tanques, producen desbalances entre las tensiones en los electrodos, y la Ecuación (5.4) deja de ser exacta. Un gráfico ilustrativo de la TCA en BFRV puede observarse en la Figura 5.5. Es importante notar que en la Ecuación (5.4), la tensión para los valores de carga cero y máxima, diverge. Por lo tanto en la práctica, suele restringirse el rango de operación de las BFRV dentro del 10% y el 90% de su carga nominal.

Observar que a través de la derivación de la Ecuación (5.4) es posible obtener una expresión teórica para la CI de las BFRV operando en condiciones nominales, y tanto en función de la carga como de la TCA. Por lo tanto, la propuesta de modelar la CI como un parámetro variante en el tiempo, permite comparar las curvas nominales de la CI esperada con las determinadas por medio de la estimación de los parámetros del sistema, pudiendo de esta forma discriminar posibles fallos o desbalances en las BFRV.

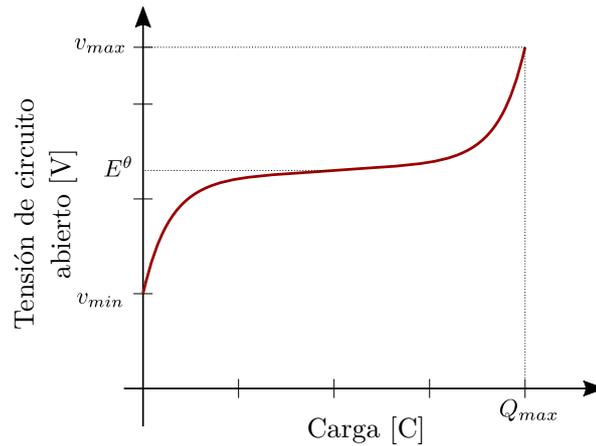


Figura 5.5: Gráfico ilustrativo de la TCA vs carga en BFRV.

5.2.2. Resumen de aportes en el área del modelado de sistemas de almacenamiento

Resumiendo los aspectos previamente mencionados, la principal propuesta realizada para el modelado de sistemas de almacenamiento, es el de incluir en los modelos a la CI, como un parámetro variante en el tiempo. De esta forma, es posible representar las variaciones características de las curvas TCA vs Q de una amplia variedad de sistemas de almacenamiento, y no sólo de las ya presentadas tecnologías: SC, BL y BFRV. Esto es una mejora respecto de los modelos que emplean tablas de look-up para describir este comportamiento, y adicionalmente es una modificación de sencilla implementación.

En lo que respecta al orden requerido para las redes resistivo-capacitivas restantes, esta problemática es reevaluada en el Capítulo 6, analizando el orden adecuado para el modelo desde el punto de vista de la convergencia de los algoritmos de estimación. Por lo tanto, si bien en esta sección se ha realizado una introducción a esta problemática, aún no se cuenta con las herramientas teóricas necesarias para justificar el orden para los MCE utilizados. Para el lector interesado en esta temática se sugiere avanzar a la Sección 6.1.3 del Capítulo 6.

5.3. Métodos de estimación para la propuesta de observación adaptiva desarrollada

Una vez seleccionado el conjunto de modelos para los MANC, se procede a estimar los parámetros característicos de los mismos. Para esto es necesario tener en consideración que para los MCE establecidos, se determina un *modelo parametrizado*, el cual es un modelo del sistema, dependiente de los parámetros a estimar. Dicho modelo, es precisamente el sistema transformado a la FCGF presentado en

el Capítulo 4, Sección 4.3. Luego a partir de este, es posible utilizar alguna salida para comparar con la salida real del sistema de almacenamiento a estimar. El objetivo de esta propuesta, es el de encontrar el conjunto de elementos que mejor ajustan la salida del modelo parametrizado a la medición de la salida real del sistema.

Para lograr alcanzar el objetivo indicado, los métodos de estimación se encuentran basados en la minimización de un índice de costo. Por lo general este índice es definido en función de algún parámetro de interés del sistema, como puede ser una salida, o un error. Así es que convencionalmente, se define el error en la estimación de los parámetros como: $\Delta\boldsymbol{\theta}(t) = \boldsymbol{\theta}(t) - \hat{\boldsymbol{\theta}}(t)$, donde los parámetros reales del sistema pueden o no ser variantes en el tiempo. Para desarrollar los diferentes esquemas de estimación, se asume por lo general, que se dispone de esta ecuación de error, o en su defecto de alguna salida auxiliar, tal y como es el caso de la ecuación lineal en los parámetros:

$$v_m^{(n)} = \dot{z}_n(\boldsymbol{\theta}) = \theta_1\varphi_1(t) + \theta_2\varphi_2(t) + \theta_3\varphi_3(t) + \dots + \theta_n\varphi_n(t) = \boldsymbol{\theta}^\top(t)\boldsymbol{\varphi}(t) \quad (5.5)$$

donde $\boldsymbol{\varphi}(t)$ es conocido como el **regresor lineal**. Empleando (5.5) es posible definir el error entre la salida auxiliar del modelo y el sistema como:

$$e_{z_n}(t) = \dot{z}_n(\boldsymbol{\theta}) - \dot{z}_n(\hat{\boldsymbol{\theta}}) = \boldsymbol{\theta}^\top(t)\boldsymbol{\varphi}(t) - \hat{\boldsymbol{\theta}}^\top(t)\hat{\boldsymbol{\varphi}}(t) \quad (5.6)$$

En caso de que fuera posible acceder a las variables que conforman al regresor lineal, entonces sería posible desarrollar una amplia gama de herramientas de estimación de parámetros, algunos de los cuales se presentan en las secciones siguientes. En la propuesta de observador adaptivo desarrollada en el Capítulo 4, la última ecuación dinámica del n -ésimo estado del sistema en la FCGF es lineal en los parámetros con elementos:

$$v_m^{(n)} = \dot{z}_n = \mathbf{CA}^n\boldsymbol{\Phi}^{-1}(\mathbf{z}) + \mathbf{CA}^{n-1}\mathbf{BI} + \mathbf{CA}^{n-2}\mathbf{BI}\dot{I} + \dots + \mathbf{CB}I^{(n-1)} + \mathbf{DI}^{(n)} \quad (5.7)$$

en particular, en un sistema como el de la Figura 5.2, particularizado con $n = 2$, la Ecuación (5.7) queda definida como:

$$\ddot{v}_m = \dot{z}_2 = r_\Omega\ddot{I} + \left(\frac{1}{C_p} + \frac{1}{C_2} + \frac{r_\Omega}{C_2r_2}\right)\dot{I} + \left(\frac{1}{C_pC_2r_2}\right)I - \frac{1}{C_2r_2}z_2 \quad (5.8)$$

la cual puede reescribirse como la Ecuación (5.5) en términos de los parámetros a estimar, y el regresor lineal el cual contiene las derivadas de la salida y de la entrada del sistema:

$$\dot{z}_2 = \underbrace{\left[r_\Omega \quad \left(\frac{1}{C_p} + \frac{1}{C_2} + \frac{r_\Omega}{C_2r_2} \right) \quad \frac{1}{C_pC_2r_2} \quad -\frac{1}{C_2r_2} \right]}_{\boldsymbol{\theta}^\top} \underbrace{\left[\ddot{I} \quad \dot{I} \quad I \quad z_2 \right]^\top}_{\boldsymbol{\varphi}(t)} \quad (5.9)$$

Puede observarse que en este caso, la tensión de salida $v_m := z_1$ no aparece entre los elementos que constituyen al regresor lineal. Como es explicitado más adelante, esto sólo ocurre al no considerar pérdidas en el sistema de almacenamiento.

Por otro lado, el vector de parámetros estimados, no contiene los elementos del MCE, sino una combinación algebraica de estos últimos. Para el caso analizado, los mismos pueden ser hallados a partir de la resolución del sistema con cuatro incógnitas:

$$\theta_1 = r_\Omega \quad (5.10.1)$$

$$\theta_2 = \frac{1}{C_p} + \frac{1}{C_2} + \frac{r_\Omega}{C_2 r_2} \quad (5.10.2)$$

$$\theta_3 = \frac{1}{C_p C_2 T_2} \quad (5.10.3)$$

$$\theta_4 = -\frac{1}{C_2 r_2} \quad (5.10.4)$$

Se remarca que al transformar el sistema a la FCGF, es factible obtener una salida auxiliar del sistema lineal en los parámetros desconocidos, en la cual el regresor lineal es un vector de funciones continuas. De esta forma, es posible emplear métodos de estimación tanto continuos como discretos. Los primeros, surgen de utilizar $\varphi(t)$, y por otro lado, al emplear muestras de los elementos del regresor lineal en instantes kT_s se obtiene una salida auxiliar del sistema de tiempo discreto, lineal en los mismos parámetros desconocidos, pero dependientes ahora de $\varphi[kT_s]$. Los algoritmos presentados a continuación, pertenecen al primer grupo (son continuos). Posteriormente son presentados algunos algoritmos discretos, incluyendo una versión simple del simple del filtro de Kalman.

5.3.1. Métodos recursivos de estimación para aplicaciones en tiempo real

Las primeras herramientas de estimación de parámetros para sistemas de almacenamiento desarrolladas en el marco de esta tesis, fueron empleadas para la estimación de parámetros constantes, de forma que se asume que en principio θ no es una función del tiempo. Luego se abordan las problemáticas referidas a la estimación de parámetros variantes en el tiempo y su vinculación con el uso de la transformación de los sistemas de almacenamiento en la FCGF.

Adicionalmente se asume que los diferenciadores, los cuales proveen estimaciones precisas de las funciones que componen al regresor, ya han convergido a la superficie de deslizamiento. Es decir que es posible garantizar: $\hat{\varphi}(t) \approx \varphi(t)$.

5.3.1.1. Mínimos cuadrados recursivos

Los algoritmos por mínimos cuadrados han sido utilizados a lo largo de los últimos doscientos años, y a partir de su formalización por parte de C.F. Gauss para la resolución del problema de la determinación y seguimiento de la órbita de Ceres, en 1795. En particular, el problema planteado en esta sección es el uso de esta técnica para realizar la estimación de los parámetros constantes $\boldsymbol{\theta}$.

Partiendo de la Ecuación (5.5), el objetivo es el de minimizar el índice de costo dado por la integral del error elevado al cuadrado:

$$J(t) = \int_0^t e_{\dot{z}_n}^2(\tau) d\tau = \int_0^t \left(\dot{z}_n(\tau) - \boldsymbol{\varphi}^\top \hat{\boldsymbol{\theta}}(\tau) \right)^2 d\tau \quad (5.11)$$

lo cual puede ser solucionado tomando la derivada parcial de $J(t)$ con respecto al vector de parámetros a estimar $\hat{\boldsymbol{\theta}}(t)$, para obtener:

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}(t) = \left[\int_0^t \boldsymbol{\varphi} \boldsymbol{\varphi}^\top(\tau) d\tau \right]^{-1} \left[\int_0^t \boldsymbol{\varphi} \dot{z}_n(\tau) d\tau \right] \quad (5.12)$$

lo cual es obtenible si la inversa del primer término en la Ecuación (5.12) existe. Esta matriz, definida como:

$$\mathcal{R}^{-1}(t) = \left[\int_0^t \boldsymbol{\varphi} \boldsymbol{\varphi}^\top(\tau) d\tau \right]^{-1} \quad (5.13)$$

tiene un amplio significado en el campo de la estimación de parámetros, lo cual es motivo de análisis en el Capítulo 6. Un inconveniente que presenta esta formulación para la estimación de los parámetros del sistema, es que no es práctica para computar en aplicaciones en tiempo real, donde constantemente ingresan nuevos datos para ser empleados en la estimación. Por lo tanto, una opción mas empleada puede obtenerse a partir de redefinir la Ecuación (5.13) como:

$$\dot{\mathcal{R}}^{-1}(t) = -\mathcal{R}^{-1}(t) \boldsymbol{\varphi} \boldsymbol{\varphi}^\top(t) \mathcal{R}^{-1}(t) \quad (5.14)$$

la cual es una expresión recursiva para el cálculo de la inversa solicitada, que permite fácilmente la incorporación de nuevos datos. Utilizando la Ecuación (5.14), es factible obtener una expresión recursiva para la estimación de parámetros de la Ecuación (5.12) de la forma:

$$\dot{\hat{\boldsymbol{\theta}}}(t) = -\mathcal{R}^{-1}(t) \boldsymbol{\varphi}(t) \left[\boldsymbol{\varphi}^\top(t) \hat{\boldsymbol{\theta}}(t) - \dot{z}_n(t) \right] \quad (5.15)$$

Las ecuaciones (5.14) y (5.15) conforman un estimador recursivo por mínimos cuadrados (RLS). Provistas las condiciones iniciales adecuadas para estas ecuaciones, (la Ecuación (5.14) $\mathcal{R}(t_0)$ debe ser definida positiva: $\mathcal{R}(t_0) > 0$), y sosteniendo condiciones adecuadas para el regresor ($\boldsymbol{\varphi}(t)$) entonces los parámetros estimados ($\hat{\boldsymbol{\theta}}(t)$), convergen asintóticamente al valor real $\boldsymbol{\theta}$ [169][170][171].

El algoritmo de esta sección es presentado con fines meramente ilustrativos, dado que en la práctica existen múltiples inconvenientes que limitan la aplicación de este último. Principalmente, la suposición de que los parámetros a estimar son lentamente variantes. En aplicaciones en tiempo real, donde las condiciones de funcionamiento de los MANC varían, es conveniente asumir que los parámetros podrían ser también lentamente variantes. Adicionalmente, han sido mencionadas algunas de las virtudes de representar la CI como un elemento variante en el tiempo, de forma que es necesario realizar algunas modificaciones en el RLS para que las estimaciones puedan seguir eficientemente las variaciones de los parámetros.

5.3.1.2. Mínimos cuadrados recursivos con factor de olvido

El algoritmo RLS no es capaz de obtener estimaciones para seguir las variaciones de los parámetros lentamente variantes. Sin embargo, es factible realizar la siguiente propuesta de modificación al índice de costo de la Ecuación (5.11):

$$J(t) = \int_0^t \left(\dot{z}_n(\tau) - \boldsymbol{\varphi}^\top \hat{\boldsymbol{\theta}}(\tau) \right)^2 e^{-q(t-\tau)} d\tau \quad (5.16)$$

donde $q \in \mathbb{R}^+$ es un parámetro en principio constante, definido como el factor de olvido. Este permite pesar exponencialmente los valores de entradas anteriores, de forma que la función de costo se reevalúa conforme ingresa nueva información al estimador. Esto puede visualizarse fácilmente a partir de observar que la Ecuación (5.16) es una integral de convolución entre el error cuadrático y el término exponencial.

Para construir un estimador recursivo, nuevamente se minimiza el índice de costo $J(t)$ derivando con respecto a $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ e igualando a cero, lo que arroja [138]:

$$\frac{\partial J}{\partial \hat{\boldsymbol{\theta}}} = 2 \left(\mathcal{R} \hat{\boldsymbol{\theta}} + \mathbf{r} \right) \quad (5.17)$$

donde ahora surgen:

$$\mathcal{R}(t) = \int_0^t \boldsymbol{\varphi}(\tau) \boldsymbol{\varphi}^\top(\tau) e^{-q(t-\tau)} d\tau \quad (5.18.1)$$

$$\mathbf{r}(t) = - \int_0^t \boldsymbol{\varphi}(\tau) \dot{z}_n(\tau) e^{-q(t-\tau)} d\tau \quad (5.18.2)$$

a partir de lo cual es posible plantear el siguiente conjunto de expresiones recursivas para obtener una estimación de los parámetros del sistema como:

$$\dot{\hat{\boldsymbol{\theta}}}(t) = -\mathbf{G} \left[\mathcal{R}(t) \hat{\boldsymbol{\theta}}(t) + \mathbf{r}(t) \right] \quad (5.19.1)$$

$$\dot{\mathcal{R}}(t) = -q\mathcal{R}(t) + \boldsymbol{\varphi}(t)\boldsymbol{\varphi}^\top(t) \quad (5.19.2)$$

$$\dot{\mathbf{r}}(t) = -q\mathbf{r}(t) - \boldsymbol{\varphi}(t)\dot{z}_n(t) \quad (5.19.3)$$

donde $\mathbf{r}(t)$ y $\mathcal{R}(t)$ son inicializadas en cero: $\mathbf{r}(t_0) = \mathbf{0}_{n \times 1}$ y $\mathcal{R}(t_0) = \mathbf{0}_{n \times n}$. Los parámetros de diseño son la matriz de ganancia \mathbf{G} y el factor de olvido q . Debido a que la dirección de actualización de los parámetros está dada por \mathcal{R} , la matriz de ganancia \mathbf{G} cumple la función de ajustar la velocidad de convergencia, lo cual puede encontrarse a partir de la demostración teórica de la convergencia del estimador, presentada a continuación.

El objetivo es demostrar la convergencia del error en la estimación de parámetros a cero, estando este definido como $\Delta\boldsymbol{\theta} = \hat{\boldsymbol{\theta}} - \boldsymbol{\theta}$. Para esto, se asume en primera instancia, que los parámetros reales del sistema son lentamente variantes, de forma que $\dot{\hat{\boldsymbol{\theta}}} \approx \dot{\Delta\boldsymbol{\theta}}$ sea una aproximación válida. Teniendo esto en consideración, la dinámica del error puede calcularse como:

$$\dot{\Delta\boldsymbol{\theta}} = -\mathbf{G}\mathcal{R}(t)\Delta\boldsymbol{\theta} \quad (5.20)$$

Para encontrar las condiciones bajo las cuales $\Delta\boldsymbol{\theta} = 0$ es global y asintóticamente estable, se propone la función de Lyapunov cuadrática definida positiva: $V = \Delta\boldsymbol{\theta}^\top \mathbf{G}^{-1} \Delta\boldsymbol{\theta}$. Luego, es posible verificar la condición de estabilidad:

$$\dot{V} = -2\Delta\boldsymbol{\theta}^\top \mathcal{R}(t) \Delta\boldsymbol{\theta} < 0 \quad (5.21)$$

la cual, dado que $\mathcal{R}(t)$ es variante en el tiempo, se cumple siempre que la misma sea definida positiva [138][145][171]. Finalmente, es posible definir una cota superior para la tasa de convergencia del error (Ecuación (5.20)) de este estimador como:

$$\dot{V}/V \leq -2\lambda_{\min}(\mathcal{R}(t))\lambda_{\min}(\mathbf{G}) \quad (5.22)$$

donde $\lambda_{\min}(\cdot)$ representa el mínimo autovalor de (\cdot) . Queda en evidencia entonces, que \mathbf{G} cumple un papel trascendental en el ajuste de la velocidad de convergencia del estimador. Sin embargo, igualmente importantes son las condiciones impuestas sobre $\mathcal{R}(t)$, las cuales serán presentadas en el Capítulo 6. Tomando como punto de partida los desarrollos expuestos en esta sección, a continuación son presentadas

las modificaciones realizadas para implementar en aplicaciones en tiempo real el RLS con factor de olvido, para realizar la estimación de parámetros de MANC.

5.4. Aportes para la validación de resultados

En algoritmos de identificación off-line, la validación de los resultados obtenidos es una etapa indispensable. Esta permite (entre otros aspectos) asegurar la validez del sistema identificado, a partir de la comparación de resultados entre el sistema real, y salidas del modelo previamente identificado. Esto no es posible de realizar en el caso de estimaciones en tiempo real, por lo que contar con alguna herramienta de validación adquiere gran relevancia.

Como es desarrollado a continuación, la determinación de la velocidad de convergencia de las estimaciones puede utilizarse como una medida para estimar la precisión de las estimaciones del sistema. En línea con esto último, a continuación son presentados dos aportes realizados a partir del estudio del comportamiento de los métodos de estimación presentados, para obtener herramientas de validación de parámetros en algoritmos de estimación on-line.

5.4.1. Tiempo de convergencia en el RLS con factor de olvido

Como ha quedado evidenciado a partir de la demostración de la convergencia del RLS con factor de olvido, la matriz \mathcal{R} debe ser definida positiva para que el estimador converja. Esta, obtenida a partir de (5.19.2), es semi-definida por construcción. Por lo tanto, una evaluación de $\lambda_{min}(\mathcal{R}(t))$ es suficiente para garantizar la convergencia del estimador.

Adicionalmente, cabe remarcar que la Ecuación (5.22) no define una cota exponencial de convergencia en tanto es una expresión variable en el tiempo. Sin embargo, siempre que $\lambda_{min}(\mathcal{R}(t))$ se encuentre por sobre un valor mínimo λ_T entonces (5.22) puede reescribirse como:

$$\dot{V}/V \leq -2\lambda_{min}(\mathcal{R}(t))\lambda_{min}(\mathbf{G}) \leq -2\lambda_T\lambda_{min}(\mathbf{G}) = -2\tau^{-1} \quad (5.23)$$

siendo τ una cota para la constante exponencial de decaimiento del error $\Delta\theta$ [138]. Como resultado, en la práctica es posible ajustar la convergencia con la elección adecuada de los parámetros del estimador, para definir una aproximación de una cota para el tiempo de convergencia (T_e), única para un dado λ_T :

$$T_e \leq n_\tau\tau = \frac{n_\tau}{\lambda_{min}(\mathbf{G}) \cdot \lambda_T} \quad (5.24)$$

donde a su vez, n_τ es el número de constantes de tiempo a considerar. Por ejemplo,

$n_\tau = 2$ es indicativo de que en 2τ , $\Delta\boldsymbol{\theta}$ converge a por lo menos un 86% de la condición inicial en el T_e especificado, $n_\tau = 3$ indica que en 3τ se alcanza por lo menos un 95% de convergencia, y así sucesivamente. Indefectiblemente, T_e podría ser considerado tanto un parámetro de diseño como una variable medible. Notar que en la práctica, el valor al cual se converge en $n_\tau\tau$ depende de las condiciones iniciales, por lo cual estas deben ser cuidadosamente estudiadas.

Para evaluar la velocidad de convergencia de las estimaciones, se requeriría una medición de $\lambda_{\min}(\mathcal{R}(t))$. Es sabido que el cálculo de autovalores en aplicaciones en tiempo real, podría ser un factor limitante desde el punto de vista numérico. Sin embargo, vale la pena remarcar que no es necesario que el cálculo de este autovalor sea llevado a cabo a la velocidad de actualización de los parámetros estimados.

En resumen, obtener una cota para la velocidad de convergencia del estimador es fundamental para aplicaciones en tiempo real. A diferencia de los procesos de identificación off-line, donde es posible contar con una etapa de validación de resultados, en aplicaciones on-line es fundamental asegurar mediante algún parámetro la confiabilidad de las estimaciones obtenidas. Luego, esto permite que estas estimaciones sean empleadas por otras etapas de estimación asociadas, tal y como es el caso del observador adaptivo, o de los algoritmos para la determinación del SoC y SoH.

5.4.2. Ajuste de la velocidad de convergencia incluyendo una ganancia variable

A partir de un análisis intuitivo de la simplificación realizada en la Ecuación (5.23) con respecto a (5.22), surge la posibilidad elaborada a continuación.

Se propone que la matriz de ganancia \mathbf{G} , sea modificada con la inclusión de un término variante en el tiempo. Esta podría expresarse como el producto de una matriz constante simétrica definida positiva ($\bar{\mathbf{G}}$), cuyo mínimo autovalor es igual a uno ($\lambda_{\min}(\cdot)$), y una ganancia unidimensional variante en el tiempo ($k_{\mathbf{G}}(t)$):

$$\mathbf{G}(t) = k_{\mathbf{G}}(t)\bar{\mathbf{G}} = \frac{\bar{k}_{\mathbf{G}}}{\lambda_{\min}(\mathcal{R}(t))}\bar{\mathbf{G}} \quad (5.25)$$

siendo $\lambda_{\min}(\mathcal{R}(t))$ el mínimo autovalor de $\mathcal{R}(t)$, y $\bar{k}_{\mathbf{G}}$ una ganancia constante a ser definida. En estas condiciones, es necesario probar nuevamente que la dinámica del error es globalmente asintóticamente estable. Definiendo $\Delta\boldsymbol{\theta} = \hat{\boldsymbol{\theta}} - \boldsymbol{\theta}$, y asumiendo que las variaciones de los parámetros son despreciables frente a la dinámica del estimador, resulta: $\dot{\hat{\boldsymbol{\theta}}} = \dot{\Delta\boldsymbol{\theta}}$ con lo cual la dinámica del error es aproximada por:

$$\dot{\Delta\boldsymbol{\theta}}(t) = -\mathbf{G}(t)\mathcal{R}(t)\Delta\boldsymbol{\theta}(t) = -k_{\mathbf{G}}(t)\bar{\mathbf{G}}\mathcal{R}(t)\Delta\boldsymbol{\theta}(t) \quad (5.26)$$

Para demostrar que efectivamente $\Delta\boldsymbol{\theta} = \bar{\mathbf{0}}$ es global y asintóticamente estable, se propone la función cuadrática definida positiva de Lyapunov $V = \Delta\boldsymbol{\theta}^\top \bar{\mathbf{G}}^{-1} \Delta\boldsymbol{\theta}$. A partir de la cual es posible demostrar que:

$$\dot{V} = -2k_{\mathbf{G}}(t)\Delta\boldsymbol{\theta}^\top(t)\mathcal{R}(t)\Delta\boldsymbol{\theta}(t) < 0 \quad (5.27)$$

lo cual satisface la condición de estabilidad de Lyapunov, siempre que $\mathcal{R}(t)$ sea definida positiva [138][171]. Luego entonces, es posible hallar una cota para la velocidad de convergencia del estimador como:

$$\dot{V}/V \leq -2 \cdot \lambda_{\min}(\bar{\mathbf{G}}) \cdot \lambda_{\min}(\mathcal{R}(t)) \cdot k_{\mathbf{G}}(t) \quad (5.28)$$

Dado que $\lambda_{\min}(\bar{\mathbf{G}}) = 1$ y que $k_{\mathbf{G}}(t)$ es inversamente proporcional a $\lambda_{\min}(\mathcal{R}(t))$, si $\lambda_{\min}(\mathcal{R}(t)) \geq \lambda_T$ entonces:

$$\dot{V}/V \leq -2 \cdot \frac{\bar{k}_{\mathbf{G}}}{\lambda_{\min}(\mathcal{R}(t))} \cdot \lambda_{\min}(\mathcal{R}(t)) \cdot \lambda_{\min}(\bar{\mathbf{G}}) = -2 \cdot \tau^{-1} \quad (5.29)$$

la cual será válida, al igual que su contraparte la Ecuación (5.23), siempre que $\lambda_{\min}(\mathcal{R}(t)) \geq \lambda_T$. Por lo tanto, dado que el lado derecho de la Ecuación (5.29) es constante, entonces la cota superior para la convergencia del error de la estimación es descrita por una exponencial, definida por una constante de tiempo τ . De esta forma, es posible garantizar la estimación en un lapso T_e , dependiente únicamente del número de constantes de tiempo $n_\tau > 0$ y de la ganancia $\bar{k}_{\mathbf{G}}$:

$$T_e \leq n_\tau \tau = \frac{n_\tau}{\bar{k}_{\mathbf{G}}} \quad (5.30)$$

la cual puede ser ajustada con n_τ , al igual que su contraparte (5.24). La diferencia entre ambas expresiones, (5.24) y (5.30) radica en que en esta última ha sido empíricamente demostrado que es posible obtener tiempos más rápidos de convergencia, esto es, para un mismo valor de λ_T , utilizando una ganancia variable es posible emplear valores más altos para la ganancia de \mathbf{G} . Esto será presentado más adelante en el Capítulo 8.

5.4.3. Ajuste del factor de olvido.

El factor de olvido q define una ventana de olvido exponencial, para lograr que el estimador actualice las estimaciones de acuerdo a las mediciones más recientes (ver Figura 5.6). Esto puede verse claramente en la función que el factor de olvido tiene en la expresión (5.16), puesto que el mismo garantiza que la minimización del índice de costo se realice pesando las muestras por una cola exponencial. De esta forma los errores recientes se pesan por un factor cercano a uno, y errores de

instantes antiguos por factores cercanos a cero, lo que se dice “han sido olvidados”.

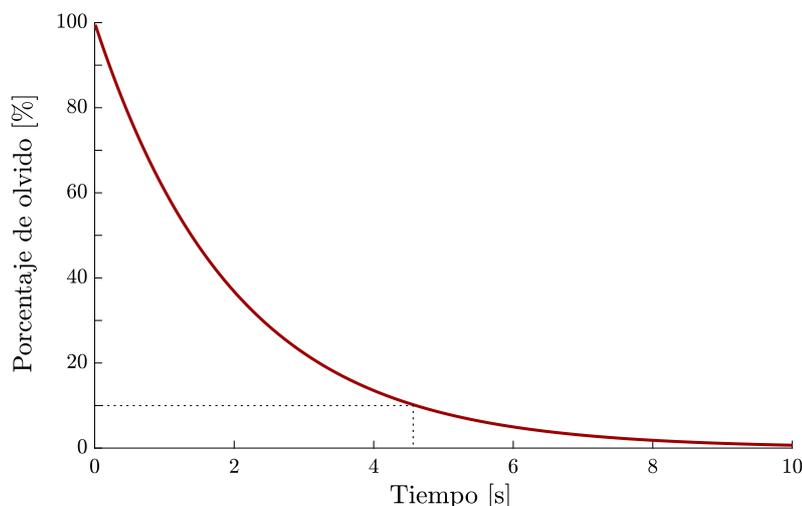


Figura 5.6: Ventana de olvido con $q = 0,5$.

Ha sido demostrado que el factor de olvido tiene un papel fundamental en la convergencia del estimador. Por un lado es necesario considerar que ventanas de olvido muy cortas, aumentan la sensibilidad del estimador al ruido. Por otro lado, ventanas muy largas no permiten realizar un correcto seguimiento de los parámetros variantes.

Empíricamente, se ha encontrado que los valores para el factor de olvido dependen fuertemente de la aplicación y el sistema de almacenamiento considerados. Sin embargo, debido a que los MANC presentan variaciones lentas, emplear el factor de olvido más pequeño posible es frecuentemente la opción más viable. Para realizar un correcto ajuste de q , de forma de seguir adecuadamente las variaciones de los parámetros del sistema de almacenamiento, es necesario considerar la velocidad de variación esperada para los mismos, y ajustar la ventana de olvido exponencial de forma que contenga suficiente información la porción menos pesada de la cola exponencial. En la Figura 5.6 se encuentra ilustrado un ejemplo utilizando $q = 0,5$, a partir del cual es posible observar, como en aproximadamente 4.6 s, los datos de entrada serían pesados por un factor de 0.1. Esto podría ser empleado como punto de partida para la elección del factor de olvido, para luego ajustar estos valores empíricamente.

5.4.4. Potencialidad del esquema propuesto para la estimación de parámetros

Una de las grandes ventajas que posee el método propuesto para la estimación de parámetros, radica en que los procesos de estimación de estados y parámetros se encuentran desacoplados. De esta forma, la convergencia de cada uno de estos

esquemas es independiente y en particular, la información del regresor lineal, provista por los diferenciadores por MD se encuentra disponible en tiempo finito. Esto abre la puerta para la utilización de una amplia variedad de algoritmos de estimación, y podrían contemplarse métodos discretos para la estimación de parámetros, y no sólo continuos como los estudiados, tales como distintas variantes del FK, redes neuronales, etc. Dentro de las alternativas para estimación de parámetros con algoritmos continuos, se destaca la posibilidad de emplear algoritmos de estimación basados en MD.

Adicionalmente, el diseño de estimadores de parámetros (tanto continuos como discretos) partiendo de la ecuación lineal en los parámetros extraída de la descripción del sistema en la FCGF posee una gran ventaja. El regresor obtenido en este procedimiento, se conforma con variables continuas, y los parámetros a estimar tienen una vinculación unívoca con los elementos del MCE empleado. En cambio, al emplear esquemas de estimación basados en modelos discretizados para los MANC, parte de la dinámica relevante para la identificación de los sistemas podría ser despreciada, y los elementos a estimar no guardan una relación directa con el significado físico de los elementos del MCE adoptado. Esto ha sido estudiado en detalle en [81].

5.5. Otros algoritmos de estimación aplicados

Dentro de las variantes propuestas para la estimación de parámetros en MANC, se han obtenido resultados preliminares empleando las variantes más sencillas de los estimadores RLS con factor de olvido discreto, y el Filtro de Kalman. Adicionalmente, fue evaluado un algoritmo por MD [172] y propuesta una mejora para el uso del mismo. Estos estimadores son brevemente presentados a continuación.

5.5.1. RLS con factor de olvido discreto

Emplear algoritmos discretos es el primer paso hacia la implementación de las propuestas realizadas [173][174][175]. Más adelante en el Capítulo 8, son presentados los resultados obtenidos empleando una versión sencilla del RLS, la cual es descrita a continuación. En primer lugar, la salida auxiliar del sistema (la derivada del n -ésimo estado del sistema en la FCGF) es rescrita como:

$$z^{(n)}(kT) := \eta_k = \boldsymbol{\varphi}_k^T \boldsymbol{\theta}_k \quad (5.31)$$

donde T es el período de muestreo utilizado. Luego, es planteada la equivalencia entre el factor de olvido discreto (λ), y el continuo. Esto se realiza simplemente considerando una ventana de olvido exponencial muestreada de la forma $\lambda = e^{-qT}$, siendo q el peso exponencial deseado para la versión continua. Puede observarse

que en la versión discreta, el factor de olvido $\lambda \in [0; 1]$. Teniendo esto en cuenta una versión normalizada del algoritmo RLS recursivo es:

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_k = \hat{\boldsymbol{\theta}}_{k-1} + \frac{\mathcal{P}_{k-1}\boldsymbol{\varphi}_k}{\lambda + \boldsymbol{\varphi}_k^\top \mathcal{P}_{k-1} \boldsymbol{\varphi}_k} (\eta_k - \boldsymbol{\varphi}_k^\top \hat{\boldsymbol{\theta}}_k) \quad (5.32.1)$$

$$\mathcal{P}_k = \frac{1}{\lambda} \left(\mathcal{P}_{k-1} - \frac{\mathcal{P}_{k-1}\boldsymbol{\varphi}_k\boldsymbol{\varphi}_k^\top \mathcal{P}_{k-1}}{\lambda + \boldsymbol{\varphi}_k^\top \mathcal{P}_{k-1} \boldsymbol{\varphi}_k} \right) \quad (5.32.2)$$

donde \mathcal{P}_k es la versión discreta de la matriz de covarianza, la cual define la dirección de actualización de las estimaciones. En el algoritmo descrito por las Ec. (5.32), en el caso de pérdida de PE, la estimación puede inestabilizarse fácilmente. Por lo tanto, garantizar PE no es sólo necesario para encontrar un tiempo de convergencia de las estimaciones, sino también para evitar la divergencia de las mismas. Esto es desarrollado más en detalle en el Capítulo 6.

5.5.2. Filtro de Kalman discreto

Previamente ha sido mencionada la posibilidad del uso de FK para la estimación de estados. Sin embargo, en la propuesta realizada, es posible utilizar la salida auxiliar del sistema lineal en los parámetros para diseñar un FK para estimar los parámetros del MCE adoptado [159][176][177]. En esta sección, sólo con fines ilustrativos se realiza una breve presentación de este algoritmo. Posteriormente en el Capítulo 8 se muestran algunos resultados obtenidos al implementar este algoritmo en combinación con los diferenciadores por modos deslizantes para la estimación de parámetros en MANC.

Los primeros desarrollos al rededor de la teoría del filtro de Kalman fueron para variables continuas. Sin embargo, hay numerosos inconvenientes detrás de su implementación, debido a la necesidad de resolver una ecuación diferencial de Ricatti. Así es que las versiones más comúnmente difundidas son discretas.

Para utilizar el FK como un estimador de parámetros, es requerido proponer un modelo de sistema para la *variación de los parámetros*. Luego, realizando algunas sencillas consideraciones, es posible adaptarlo para realizar la estimación de los parámetros de un sistema. Tomando la Ecuación (5.31) como salida, el filtro de Kalman para la estimación de parámetros viene dado por:

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_k = \hat{\boldsymbol{\theta}}_{k-1} + \frac{\mathcal{P}_{k-1}\boldsymbol{\varphi}_k}{\mathbf{V} + \boldsymbol{\varphi}_k^\top \mathcal{P}_{k-1} \boldsymbol{\varphi}_k} (\eta_k - \boldsymbol{\varphi}_k^\top \hat{\boldsymbol{\theta}}_k) \quad (5.33.1)$$

$$\mathcal{P}_k = \mathcal{P}_{k-1} - \frac{\mathcal{P}_{k-1}\boldsymbol{\varphi}_k\boldsymbol{\varphi}_k^\top \mathcal{P}_{k-1}}{\mathbf{V} + \boldsymbol{\varphi}_k^\top \mathcal{P}_{k-1} \boldsymbol{\varphi}_k} + \mathbf{Q} \quad (5.33.2)$$

donde \mathbf{V} es una estimación de la matriz de covarianza del ruido en la señal de salida (ruido de medición), y \mathbf{Q} es una estimación de la covarianza del ruido del sistema (o ruido de proceso).

Realizando una comparación entre las ecuaciones (5.32) y (5.33), queda en evidencia que la diferencia entre mínimos cuadrados recursivos discretos y un filtro de Kalman es en extremo sutil: ambos algoritmos poseen una ganancia variable, la cual es ajustada en base a la matriz de covarianza. En el caso de los mínimos cuadrados, el factor de olvido garantiza que la matriz de covarianza \mathcal{P} no vaya a cero, lo cual permite realizar un constante seguimiento de los parámetros variantes del sistema. En el caso del filtro de Kalman esta función está garantizada con el uso de la matriz \mathbf{Q} , la cual computa la incertidumbre en el proceso.

5.5.3. Estimación de parámetros basada en MD

Como última variante para realizar la estimación de los elementos de los MCE para MANC, en esta sección es presentado y particularizado el algoritmo desarrollado en [172]. El mismo, se encuentra basado en MD y en particular en la teoría desarrollada para algoritmos super-twisting generalizados.

Los algoritmos planteados hasta este momento, poseen la desventaja de que sólo permiten obtener buenas estimaciones de sistemas cuyos parámetros sean constantes, o cuasi constantes. Sin embargo, en muchos casos esto no ocurre, o bien es difícil de verificar. En particular en los desarrollos presentados en esta tesis, ha sido planteada la posibilidad de utilizar modelos variantes en el tiempo para lograr una mejor descripción de los sistemas de almacenamiento. Esto, permite realizar estimaciones de la CI en tiempo real para obtener mejoras en las estimaciones de los SoC y SoH.

En el algoritmo planteado por Moreno en [172], el hecho de que los parámetros a estimar sean variantes no representa una limitación. Sin embargo, algunas limitaciones de este algoritmo serán presentadas en el Capítulo 8. Sucintamente, el estimador de parámetros por MD es definido reescribiendo la expresión lineal en los parámetros como $\dot{\eta} = \boldsymbol{\varphi}^\top \boldsymbol{\theta}$, y planteando entonces:

$$\dot{\hat{\eta}} = -k_1 \psi_1(e_\eta) + \boldsymbol{\varphi}^\top \hat{\boldsymbol{\theta}} \quad (5.34.1)$$

$$\dot{\hat{\boldsymbol{\theta}}} = -k_2 \mathbf{G}(t) \psi_2(e_\eta) \boldsymbol{\varphi} \quad (5.34.2)$$

donde $e_\eta = \hat{\eta} - \eta$, $k_{1,2} > 0$ son ganancias de diseño y $\mathbf{G}(t)$ una matriz de ganancia simétrica definida positiva y las funciones no lineales $\psi_{1,2}(\cdot)$ son:

$$\psi_1(e_\eta) = \mu_1 |e_\eta|^{1/2} \text{sign}(e_\eta) + \mu_2(e_\eta) \quad (5.35.1)$$

$$\psi_2(e_\eta) = \frac{\mu_1^2}{2} \text{sign}(e_\eta) + \frac{3}{2} \mu_1 \mu_2 |e_\eta|^{1/2} \text{sign}(e_\eta) + \mu_2^2 e_\eta \quad (5.35.2)$$

con $\mu_{1,2} \geq 0$ ganancias de diseño. Estas, poseen la función de dar diferente peso a los términos lineales y no lineales de las ecuaciones (5.35). Por ejemplo, el caso particular de $\mu_1 = 0$ y $\mu_2 > 0$ representa un estimador de parámetros puramente

lineal basado en la minimización por gradiente. Las restantes ganancias deben ser ajustadas de acuerdo al caso de aplicación. A diferencia de la propuesta realizada en [172], se ha incluido la matriz $\mathbf{G}(t)$ para mejorar la convergencia de la estimación de parámetros, lo cual es presentado en el Capítulo 8.

Observar que dado que en este caso la expresión lineal en los parámetros debe ser una derivada, este algoritmo no es siempre aplicable. Sin embargo, en el caso de los sistemas de almacenamiento transformado a la FCGF, esto es sencillamente obtenible. Una de las ventajas de este planteo es la convergencia en tiempo finito de las estimaciones realizadas. Sin embargo, a diferencia de los estimadores planteados previamente en esta sección, su implementación no es trivial, y los efectos de la discretización de este algoritmo aún deben ser estudiados en profundidad.

5.6. Resumen

En este capítulo fueron presentados los avances realizados en el campo de la estimación de parámetros para sistemas de almacenamiento. Para esto en primer lugar fueron presentadas las contribuciones en el área del modelado de sistemas de almacenamiento. Posteriormente, fueron presentadas las técnicas de estimación recursivas empleadas, y los aportes realizados para contar con medidas validadas de los parámetros estimados en aplicaciones en tiempo real.

Seguidamente, fueron detalladas algunas de las ventajas de la utilización de la estructura basada en diferenciadores y algoritmos de estimación, así como consideraciones necesarias para el diseño de los métodos de estimación presentados. Posteriormente, fueron introducidos algunos algoritmos alternativos, que podrían ser igualmente utilizados para realizar la estimación de parámetros en sistemas de almacenamiento: versiones discretas de los RLS, el FK y un algoritmo basado en MD.

Los lineamientos y aportes presentados en este capítulo tienen su sustento en una condición de identificabilidad aún no especificada en detalle, la cual es abordada en el capítulo siguiente. Esta es necesaria para garantizar la convergencia de todos estos algoritmos de estimación, lo cual es fundamental de cara a la utilización de estos esquemas en aplicaciones en tiempo real.

Capítulo 6

Persistencia de la excitación como elemento de diseño

La llamada persistencia de la excitación (PE) es un parámetro clásico de identificabilidad. Esta se encuentra directamente relacionada con los elementos del regresor lineal, y como ha sido mencionado en el capítulo anterior, es fundamental para garantizar la convergencia de los algoritmos de estimación empleados. Una primera idea, sencilla e intuitiva, se relaciona con conocer el contenido espectral de las señales empleadas para identificar un sistema. Sin embargo, en el área de la estimación recursiva, existen diferentes acepciones para sistemas de estimación tanto continuos como discretos. Teniendo en cuenta estos aspectos, en este capítulo son presentados los aportes relacionados con la medición del nivel de PE en las aplicaciones discutidas a lo largo de esta tesis. En primer lugar es analizada la PE en aplicaciones móviles, lo cual permite argumentar el uso de MCE de orden reducido para MANC en VE. En segundo lugar, es analizada la PE en una aplicación estacionaria conformada por BFRV y un sistema de conversión de energía eólica. En último lugar, el capítulo concluye con algunos aspectos relacionados con la medición de PE en algoritmos de estimación discretos.

6.1. Una definición clásica

Los problemas relacionados con la determinación de la persistencia de la señal de excitación tienen soluciones muy diferentes según el dominio de las variables de análisis. Para variables de tiempo continuo, este problema ha sido extensivamente estudiado desde 1960 por Morgan, Narendra, Anwasmy, Anderson, entre otros [170][171][178][179][180]. El problema se encontraba relacionado principalmente con el control adaptivo, y no así con la estimación de parámetros. En cambio, para el estudio de variables discretas, el estudio de la persistencia de la señal de la excitación es considerablemente más sencillo [181].

Para sistemas continuos, el problema es el de garantizar la estabilidad de una ecuación diferencial no homogénea del tipo:

$$\dot{x} = -\mathbf{u}(t)\mathbf{u}^\top(t)x \quad (6.1)$$

donde $\mathbf{u}(t) \in \mathbb{R}^n$ es un vector de componentes continuos a tramos y acotados. Una expresión equivalente de esta ecuación diferencial ha sido presentada en el Capítulo 5, la Ecuación (5.20). Una variante de esta última describe la dinámica del error de la estimación en el RLS, y garantizar la estabilidad de dicha expresión es fundamental en los algoritmos de estimación propuestos. En el enfoque por Lyapunov previamente presentado, fue indicado que es requerimiento que la matriz de covarianza del estimador $\mathcal{R} > 0$, es decir, que sea definida positiva.

Precisamente, en términos de lo demostrado en [170][178], la condición para la estabilidad asintótica y uniforme de la Ecuación (6.1), es que dadas las constantes positivas t_0 , T_0 y α se cumpla:

$$\int_t^{t+T_0} \mathbf{u}(\tau)\mathbf{u}^\top(\tau) d\tau \geq \alpha I_{n \times n} \quad \forall t \geq t_0 \quad (6.2)$$

En este punto es posible observar, que el integrando en (6.2) es de rango 1 $\forall \tau$ por construcción, pero al integrar esta matriz, el requerimiento es que el vector \mathbf{u} rote lo suficiente en \mathbb{R}^n en el intervalo T_0 como para barrer todo el espacio, y lograr que en efecto la integral sea definida positiva.

Un vector \mathbf{u} que cumple esta condición se define como *persistente* en T_0 . Para definir un conjunto más amplio de funciones persistentes, se emplea la siguiente definición:

Definición 1. El conjunto de funciones $\mathbf{u}(t) \in \mathbb{R}^n$ continuas acotadas y diferenciables a tramos, que satisfacen la Ecuación (6.2) para un dado T_0 y $\forall t \geq t_0$, es definido como $\Omega_{(n,T_0)}$. Entonces un vector $\mathbf{u}(t)$ con las propiedades indicadas, persistente en \mathbb{R}^n es indicado como $\mathbf{u}(t) \in \Omega_{(n,T_0)}$. Si bien las restricciones impuestas a $\mathbf{u}(t)$ pueden generalizarse para funciones no acotadas, los casos estudiados en esta tesis cumplen con los requerimientos solicitados.

Algunos ejemplos que pueden encontrarse fácilmente son, con $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^1$:

- $\mathbf{u}(t) = c$, con $c \neq 0$ es $\mathbf{u}(t) \in \Omega_{(1,T)}$ para cualquier $T > 0$.
- Si $\lim_{t \rightarrow \infty} \mathbf{u}(t) \rightarrow 0$ entonces $\mathbf{u}(t) \notin \Omega_{(1,T)}$

Igualmente pueden encontrarse ejemplos sencillos para $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^2$:

- $\mathbf{u}(t) = [\text{sen}(\omega t) \quad \text{cos}(\omega t)]^\top$, entonces $\mathbf{u}(t) \in \Omega_{(2,T)}$ para $T = \frac{2\pi}{\omega}$.

- Si $\mathbf{u}(t)$ tiene contenido espectral en por lo menos dos frecuencias diferentes entonces $\mathbf{u}(t) \in \Omega_{(2,T)}$ para cualquier $T > 0$.

Estos ejemplos permiten entrever algunos aspectos importantes, tales como que una señal que se extingue lentamente no es PE. Por otro lado, el último ejemplo brindado (aunque sin justificación de por medio) remite a la clásica idea de que una señal persistente posee contenido en frecuencia *rico*. Estas ideas permitirán analizar más adelante algunos resultados obtenidos en la estimación de parámetros.

Adicionalmente, directamente de la definición (6.2), pueden extraerse algunas propiedades importantes para vectores que son PE.

Definición 2. Si $\mathbf{u}(t) \in \Omega_{(n,T)}$ entonces es posible aplicar una transformación lineal $\mathbf{M} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ para obtener: $\mathbf{M}\mathbf{u}(t) \in \Omega_{(m,T)}$ siempre que \mathbf{M} sea de rango completo.

Lo cual indica que es posible aplicar filtros o transformaciones lineales sobre el vector $\mathbf{u}(t)$ manteniendo sus propiedades respecto a la capacidad para la estimación de parámetros. Adicionalmente, también permite observar que un vector persistente en \mathbb{R}^n también es persistente en un subespacio \mathbb{R}^m con $m < n$. Como corolario de esto último además, un vector $\mathbf{u}(t) \notin \Omega_{(n,T)}$, podría ser persistente en un subespacio $\mathbf{u}(t) \in \Omega_{(m,T)}$.

Similares ideas y elaboraciones podrían plantearse para la combinación de vectores y funciones persistentes. En particular, entre los desarrollos más importantes para esta tesis se encuentra la siguiente definición.

Definición 3. Dado los sistemas estables, lineales de una entrada y una salida:

$$\text{Sistema 1} \quad \begin{cases} \dot{\mathbf{x}}_1 = \mathbf{A}_1 \mathbf{x}_1 + \mathbf{B}_1 I & (6.3.1) \\ v_1 = \mathbf{C}_1 \mathbf{x}_1 + \mathbf{D}_1 I & (6.3.2) \end{cases}$$

$$\text{Sistema 2} \quad \begin{cases} \dot{\mathbf{x}}_2 = \mathbf{A}_2 \mathbf{x}_2 + \mathbf{B}_2 I & (6.3.3) \\ v_2 = \mathbf{C}_2 \mathbf{x}_2 + \mathbf{D}_2 I & (6.3.4) \end{cases}$$

con $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^n$ con $i = 1, 2$ y $I(t) \in \Omega_{(n,T)}$ entonces, si el sistema 2 es completamente controlable y observable, $v_1(t) \in \Omega_{(n,T)}$ si y sólo si $v_2(t) \in \Omega_{(n,T)}$.

La primera conclusión importante extraíble de esta definición, es que es posible conocer si la salida de un sistema lineal (pero desconocido) es persistente para una determinada entrada, utilizando la salida de otro sistema lineal del mismo orden. En términos del modelado para sistemas de almacenamiento, si un MANC es sobredimensionado y el mismo es utilizado con una entrada poco persistente, no existirá información suficiente extraíble de la salida del sistema para estimar los parámetros de dicho modelo. Es necesario remarcar, que si bien las propiedades

indicadas en esta sección aplican de forma estricta para sistemas lineales, en los sistemas lentamente variantes es posible llegar a las mismas conclusiones [171].

En vinculación directa con el problema de estimación de parámetros y estados planteados en los Capítulos 4 y 5, en [171] es además explicitado que si el vector de estados $\mathbf{x} \in \Omega_{(n,T)}$ para una entrada $I \in \Omega_{(n,T)}$ es equivalente a $\phi_{n-1}(I) \in \Omega_{(n,T)}$, es decir que el vector conformado por las derivadas de la acción de control es PE. Esta serie de herramientas, dan lugar a realizar un análisis de la persistencia en términos únicamente de la señal de entrada de un sistema. En los modelos bajo estudio, es empleada la corriente como el parámetro a analizar para evaluar la PE de las señales de entrada, con el objetivo de realizar la estimación de parámetros del sistema.

6.1.1. Persistencia en el RLS con factor de olvido

A continuación, se formaliza la vinculación entre las herramientas presentadas y el problema de la estabilidad de la ecuación diferencial no homogénea del error (5.20), rescrita a continuación por simplicidad:

$$\dot{\Delta\theta} = -\mathbf{G}\mathcal{R}(t)\Delta\theta \quad (6.4)$$

donde en el caso particular de utilizar un RLS con factor de olvido $\mathcal{R}(t)$ resulta:

$$\mathcal{R}(t) = \int_{t_0}^t \varphi(\tau)\varphi^\top(\tau)e^{-q(t-\tau)} d\tau \quad (6.5)$$

La vinculación entre la Ecuación (6.5) y la (6.2) es evidente. Puede notarse además, que si $\mathcal{R}(t) > \alpha I_{n \times n}$ entonces el regresor lineal es persistente, y todas las conclusiones desarrolladas en el Capítulo 5 son válidas, dado que:

$$\mathcal{R}(t) = \int_{t_0}^t \varphi(\tau)\varphi^\top(\tau)e^{-q(t-\tau)} d\tau \leq \int_{t_0}^t \varphi(\tau)\varphi^\top(\tau) d\tau \quad (6.6)$$

ya que $\tau \leq t$ para el intervalo de integración. Por lo tanto, si $\varphi(t)$ es continuo y acotado y $\mathcal{R}(t) > 0$ entonces $\varphi(t) \in \Omega_{(n,t-t_0)}$. Este razonamiento, permite evaluar la PE del regresor lineal a partir de una matriz conocida, sin la necesidad de evaluar la Ecuación (6.2). Adicionalmente entonces, queda justificada la determinación de la velocidad de convergencia en la estimación de parámetros en el Capítulo 5, así como la necesidad de computar el mínimo autovalor de $\mathcal{R}(t)$. En las secciones siguientes, continuando con estos razonamientos, se evalúa la PE del regresor a partir de los desarrollos de esta sección.

En resumen entonces, es factible analizar la PE en términos de la matriz $\mathcal{R}(t)$

empleada para la estimación. A partir de analizar si dicha matriz es definida positiva, y el rango de la misma, es posible inferir una serie de consecuencias. Entre estas se incluyen determinar la dimensión adecuada para el modelo, el contenido armónico de las señales de entrada, tiempos de convergencia para los sistemas de estimación, etc., algunas de las cuales son presentadas a continuación.

6.1.2. Interpretación del significado físico de un regresor persistente

Como ha sido expuesto entonces, la PE del regresor lineal es fundamental para garantizar la convergencia de las estimaciones. En particular, podría evaluarse el mínimo autovalor de $\mathcal{R}(t)$ con un doble objetivo. Permite evaluar por un lado la PE y por otro una cota para el tiempo de convergencia del algoritmo de estimación.

Sin embargo, no todos los parámetros del sistema son actualizados a la misma velocidad. La matriz de covarianza $\mathcal{R}(t)$ es una matriz variante en el tiempo, la cual determina la dirección de la actualización de los parámetros, y además la ganancia en dicha dirección, dada por la magnitud de los autovalores. Una interpretación de este hecho para $\varphi(t) \in \mathbb{R}^3$ puede observarse en la Figura 6.1.

En esta interpretación, la magnitud del mínimo autovalor $\lambda_{min}(\mathcal{R}(t))$ adquiere un nuevo significado. Recordando que el problema es el de la estimación de parámetros, y que la matriz de covarianza determina la dirección y magnitud de actualización de los mismos, entonces queda en evidencia que cuando $\mathcal{R}(t)$ pierde rango (Figura 6.1.b), no existe suficiente información en la entrada para estimar todos los parámetros del sistema. En la práctica, reducir el orden del regresor para adaptar el problema a los datos de entrada es el punto de partida para el análisis realizado en la sección siguiente.

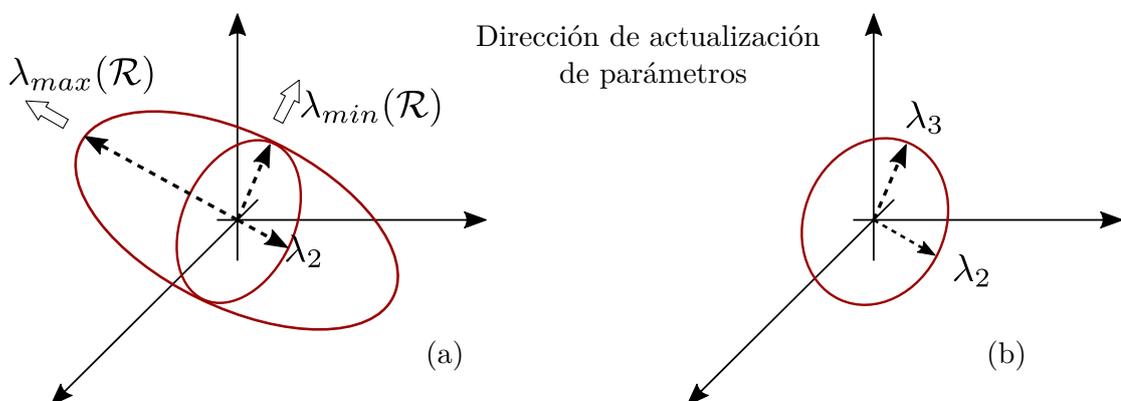


Figura 6.1: Ejemplo ilustrativo del significado físico de la persistencia del regresor lineal.

6.1.3. Determinación del orden del modelo

Como es presentado en esta sección, la persistencia no sólo podría tomarse como una medida de la información disponible en la entrada del sistema, sino también como un indicativo de la cantidad de parámetros que pueden ser estimados del modelo. Esto surge de un análisis de la interpretación gráfica de la subsección anterior. En particular, el caso que interesa analizar es el de la pérdida, o disminución de la PE para determinar el orden de los modelos empleados. Puntualmente en el caso particular de los MANC, la pérdida de PE puede tomar cuatro interpretaciones.

- En virtud de lo presentado en la sección 6.1, la entrada al sistema puede ser no persistente.
- El modelo se encuentra sobredimensionado.
- Una combinación de las anteriores.
- El sistema es débilmente observable/controlable.

El primero de estos casos, puede ser determinado a partir de un estudio de las señales de entrada, y es motivo de análisis de secciones posteriores. El segundo caso, puede analizarse a partir de suponer que el primer caso no ocurre. Entonces, con un nivel de persistencia conocido y teóricamente suficiente para realizar la estimación de todos los parámetros del modelo propuesto, la pérdida de persistencia en el regresor sería indicativo de haber sobredimensionado el sistema.

El tercer caso podría analizarse como sigue. Empíricamente, y en relación con la interpretación de la respuesta dinámica de los MANC, resulta evidente que cuando la señal de entrada no posee frecuencias que exciten los modos del sistema, entonces las variaciones atribuibles a estas singularidades no se ven reflejadas en la salida. Es decir, que la pregunta de la determinación del orden del modelo, debe ser respondida considerando estos dos aspectos simultáneamente. Para una aplicación en particular en la cual no sea posible modificar la entrada al sistema, debe proponerse el modelo que mayor persistencia provea. Emplear modelos más complejos se encuentra por lo general aparejado con una disminución de la persistencia, y un incremento en la cota teórica para el tiempo de convergencia del estimador (lo cual es discutido en la Sección 6.3). Esta relación de compromiso debe ser estudiada cuidadosamente en cada caso de estudio.

El cuarto aspecto que podría considerarse, independientemente de los tres aspectos ya mencionados, tiene que ver con dos requerimientos para el sistema: controlabilidad y observabilidad. Cuando el regresor es conformado con variables de un sistema lineal (entradas, salidas, estados, etc.), si dicho sistema es completamente controlable y observable, la persistencia del regresor depende sólo de la

entrada [171]. Por otro lado, en sistemas no completamente controlables u observables, el regresor conformado no es persistente. Por lo tanto, analizar la observabilidad y controlabilidad de los MCE adoptados, podría proveer herramientas complementarias en el análisis de la PE.

6.2. Persistencia de la excitación en aplicaciones móviles

El análisis presentado en esta sección se circunscribe a la problemática de la estimación de parámetros en MANC en aplicaciones móviles (ver Figura 6.2). Esto es, distintas variantes de VE, como podrían ser montacargas, sedan, camionetas, etc. Lograr persistencia de la excitación en aplicaciones móviles es crucial. Sin esta no sería posible realizar la estimación de los parámetros característicos de los MANC, y por ende la tarea de mantener los sistemas de almacenamiento en VE funcionando dentro de su AOS comienza a encontrar grandes complejidades.

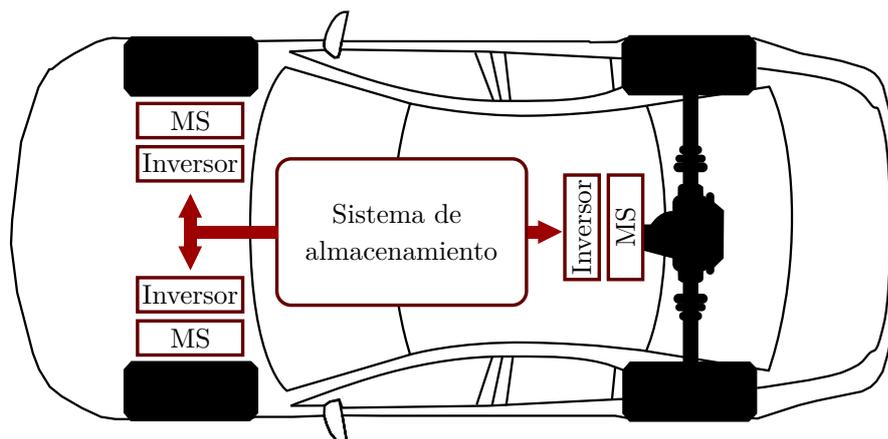


Figura 6.2: Esquema ilustrativo de sistemas de almacenamiento en VE.

En MANC operando en VE, la referencia de la corriente de operación proviene de una determinada demanda de potencia. Esta última, es empleada para satisfacer los requerimientos de velocidad de desplazamiento del vehículo. Es decir: el conductor decide la velocidad de desplazamiento, lo que define una demanda de potencia para el módulo de almacenamiento. Generalmente, los convertidores electrónicos de potencia y sus controladores asociados son los encargados de definir el perfil de corriente en los MANC que satisface la referencia de velocidad impuesta.

Entonces, debido a que la referencia de velocidad para los VE es impuesta externamente, estudiar perfiles de conducción estandarizados así como comprender cómo la velocidad del vehículo se traduce en términos de una referencia de corriente para los MANC, adquiere una gran relevancia. Luego, sería posible evaluar

cómo diferentes perfiles de corriente permitirían (o no) estimar los parámetros de los MANC en tiempo real, a partir de un análisis de la PE. Estos aspectos son presentados a continuación.

6.2.1. Conversión de potencia mecánica del VE a potencia eléctrica

Cómo transformar la potencia demandada por el vehículo (en términos de una referencia de velocidad) a un perfil de corriente, es un problema amplio y con múltiples respuestas posibles. La demanda de potencia en un vehículo es dependiente de una gran variedad de parámetros, incluyendo el agarre de los neumáticos, la masa del vehículo, el rozamiento del aire, la velocidad de desplazamiento, el tipo y la cantidad de motores empleados, etc., en lo que respecta al VE. Por otro lado, el tipo y cantidad de MANC empleados y las estrategias de control utilizadas, también repercuten en el perfil de corriente resultante.

A continuación se presenta el desarrollo para obtener un perfil de potencia eléctrica partiendo de un perfil estandarizado de velocidad. A pesar de la amplia gama de posibilidades, se opta por utilizar un enfoque genérico y práctico. En este se plantea que la única condición variable de funcionamiento es la velocidad del vehículo y se mantienen constantes las demás condiciones. A pesar de las suposiciones utilizadas, este planteo permite calcular un perfil de corriente apto para realizar ensayos preliminares. Para esto se emplean los lineamientos presentados en [182][183][184], los cuales son directamente aplicados para transformar un perfil de velocidad de un VE en el perfil de potencia eléctrica requerida en el bus de continua del sistema. Para esto se parte de asumir movimiento rectilíneo uniforme para el VE, y calcular la sumatoria de fuerzas aplicadas como:

$$M \frac{dv}{dt} = F_t - F_g - F_a - F_r \quad (6.7)$$

siendo M la masa del vehículo y:

1. F_t : la fuerza de tracción en el eje.
2. $F_g = Mg \sin(\alpha)$: la fuerza gravitatoria por pendiente del camino (α).
3. $F_a = \frac{1}{2}\rho C S v^2$: la fuerza de resistencia aerodinámica, dependiente de la densidad del aire ρ , un coeficiente aerodinámico del vehículo C y el área frontal del mismo S .
4. $F_r = Mg V_f \cos(\alpha)$ la fuerza de resistencia al rodamiento, siendo V_f un coeficiente de rozamiento estático.

Luego, el perfil de velocidad es convertido en primer lugar en un perfil de velocidad de rotación angular en el eje de los neumáticos, y posteriormente en el perfil de potencia eléctrica en el eje mecánico del VE. Es decir, a partir de la Ecuación (6.7), es posible obtener el par requerido por el motor eléctrico, y a partir de este la potencia en el eje como:

$$P_m = T_m \cdot \omega_m = \frac{F_t \cdot v}{\eta_v} \quad (6.8)$$

es decir, que la potencia en el eje del motor puede calcularse como el producto entre la fuerza de tracción requerida (F_t) y la velocidad del vehículo (v), afectado por un coeficiente de rendimiento debido a la no idealidad de los elementos del sistema. Para mayor detalle puede referirse a [182][183][184].

Finalmente, asumiendo una eficiencia de 0.85 y simplificando la dinámica del convertidor CC/CA asociado, puede encontrarse el perfil de corriente considerando el valor de tensión del MANC principal encargado de regular la tensión del bus de CC. Algunos ejemplos empleados en esta tesis son presentados en la siguiente sección.

Tabla 6.1: Parámetros empleados para la generación de los perfiles de velocidad.

Parámetros	Valores
Masa (M)	1200 kg
Pendiente del terreno (α)	0°
Área frontal del VE (S)	2.5 m ²
Densidad del aire (ρ)	1.225 kg/m ³
Coeficiente aerodinámico del VE (C)	0.3
Coeficiente estático de rozamiento (V_f)	0.01
Eficiencia (η_v)	0.85

6.2.2. Perfiles de conducción estandarizados

Acorde a lo presentado en la subsección anterior, se requieren perfiles de velocidad, para luego utilizar la Ecuación (6.8), y considerando una tensión de operación para los MANC, obtener un perfil de corriente. Para esto, es posible emplear perfiles de conducción estandarizados. Puede encontrarse una amplia variedad de perfiles [185], tales como los representados en la Figura 6.3.

A partir de estos, es posible generar diferentes perfiles de corriente, considerando VE de distinta masa, o bien diferentes efectos para el terreno. En las simulaciones realizadas para la obtención de los perfiles ilustrados en la Figura 6.4, fueron empleados los datos presentados en la Tabla 6.1. Es importante notar que independientemente de los perfiles de velocidad utilizados, debido a la masa de los vehículos de transporte, se espera una baja tasa de cambio en su velocidad.

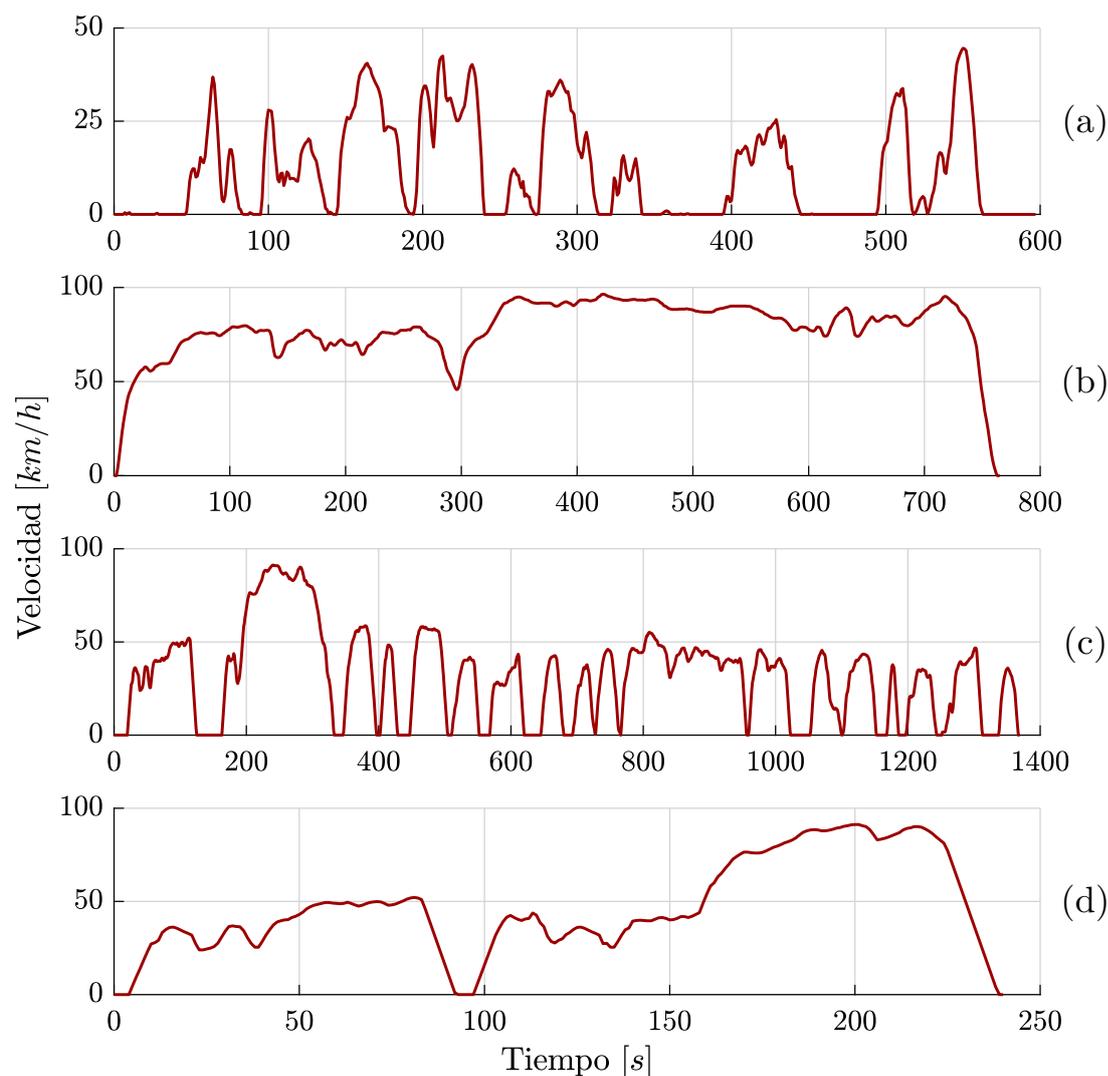


Figura 6.3: Perfiles de conducción estandarizados. (a) Perfil de conducción urbano de Nueva York (PUNY). (b) Perfil de conducción en autopista (PCA). (c) Perfil urbano estandarizado *Urban Dynamometer Driving Schedule* (UDDS). (d) Perfil de evaluación y mantenimiento (IM240).

Sin embargo, como puede apreciarse en la Figura 6.4, la corriente requerida para satisfacer los perfiles ilustrados presenta grandes transiciones. Este efecto resulta natural dado que toda la potencia requerida para modificar la velocidad de un sistema con una elevada inercia, proviene de la corriente del sistema de almacenamiento. Cuanto mayor sea la masa del vehículo, mayor deberá ser la corriente pico suministrada por el sistema de almacenamiento.

6.2.3. Medición de la persistencia en aplicaciones móviles

Acorde a lo presentado en secciones anteriores, el modelo posee un papel crucial para evaluar la PE del perfil de corriente. En aplicaciones vehiculares, el perfil se encuentra definido por el tipo de conducción y por las características del vehículo y

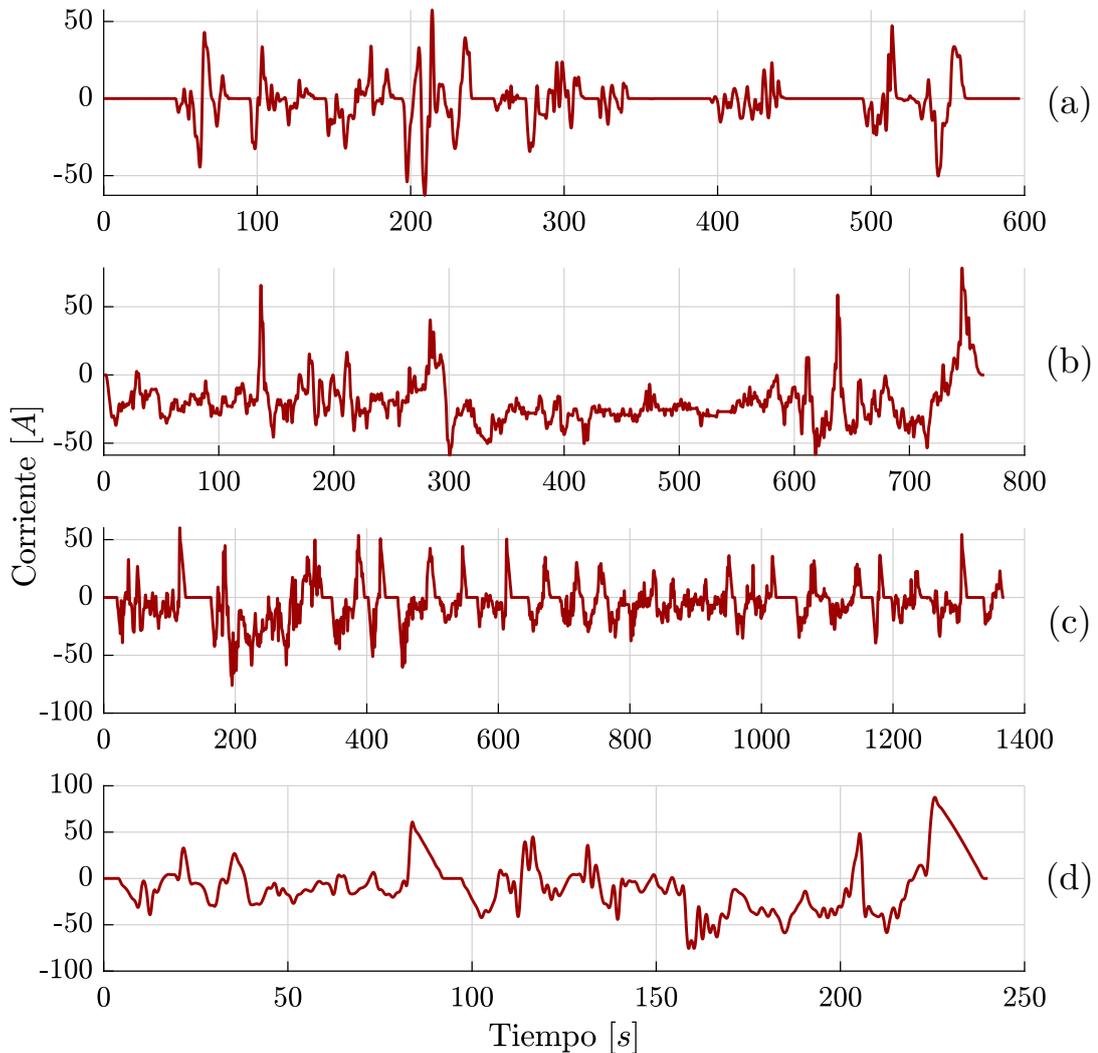


Figura 6.4: Perfil de corriente para los MANC obtenidos empleando: (a) PUNY; (b) PCA; (c) UDDS; (d) IM240.

por lo tanto el análisis se encuentra restringido a la elección de un modelo adecuado para este tipo de aplicaciones. Para realizar un análisis completo se procede de la siguiente forma:

- En primer lugar se calcula la matriz de covarianza, conformando el regresor lineal (Ecuación (5.7)) con las derivadas de la corriente y de la tensión de salida del MANC empleado.
- Para realizar esto último, deben proponerse modelos de distinto orden para los MANC de acuerdo al tipo de dispositivo de almacenamiento utilizado.
- En último lugar se realiza un análisis de los autovalores de la matriz de covarianza. En particular son evaluados el número de condición y el mínimo autovalor $\lambda_{min}(\mathcal{R}(t))$. A partir de este análisis es factible evaluar el orden adecuado para el modelo del sistema, cuando la entrada al mismo se encuentra determinada por un perfil estandarizado de corriente, como es presentado

a continuación.

6.2.3.1. MANC en aplicaciones móviles

Los sistemas de almacenamiento empleados en aplicaciones vehiculares son típicamente BL, las cuales se combinan eventualmente con SC. Existen una amplia variedad de tecnologías de almacenamiento que continúan en desarrollo para su utilización en VE, tal y como es el caso de las BFRV y las PC. En particular, en esta sección es presentado el análisis de la PE para un sistema conformado por BL en combinación con SC, en un esquema paralelo indirecto con dos convertidores, como puede observarse en la Figura 6.5. En este esquema, la función de los SC es la de regular la tensión del bus de CC en un valor aproximadamente constante para lograr una adecuada regulación de potencia del motor eléctrico. Por otro lado, las BL entregan el valor medio de potencia requerido.

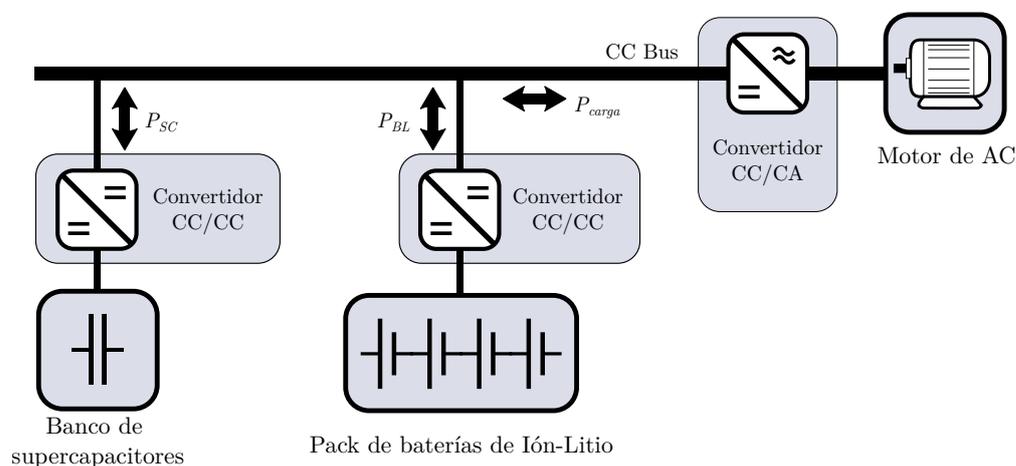


Figura 6.5: Esquema de conexión paralela indirecta para SC y BL en un VE.

A partir de este último comentario, se destaca que entonces, el nivel de PE para la estimación de los parámetros de estos sistemas, depende también del SH y del esquema de regulación utilizado. Por ejemplo, si pudiera lograrse un perfil de corriente constante para las BL entonces sin lugar a dudas el nivel de PE sería bajo, tendiente a nulo. Teniendo esto en consideración, se genera un perfil en el cual los SC responden más rápidamente, lo cual reduce el estrés aplicado sobre las BL, pero permitiendo simultáneamente variaciones de corriente en el sistema principal. Los perfiles resultantes utilizando el *Urban Dynamometer Driving Schedule* (UDDS) y siguiendo los lineamientos del criterio mencionado pueden observarse en la Figura 6.6. Puede notarse que la corriente en los SC es más fluctuante, y con picos de menor valor que en el caso del módulo de BL.

Para evaluar fehacientemente la PE, se requeriría aplicar experimentalmente y en condiciones controladas de laboratorio, el perfil de corriente generado a dispositivos reales. Para realizar este análisis por simulación, es propuesta la utili-

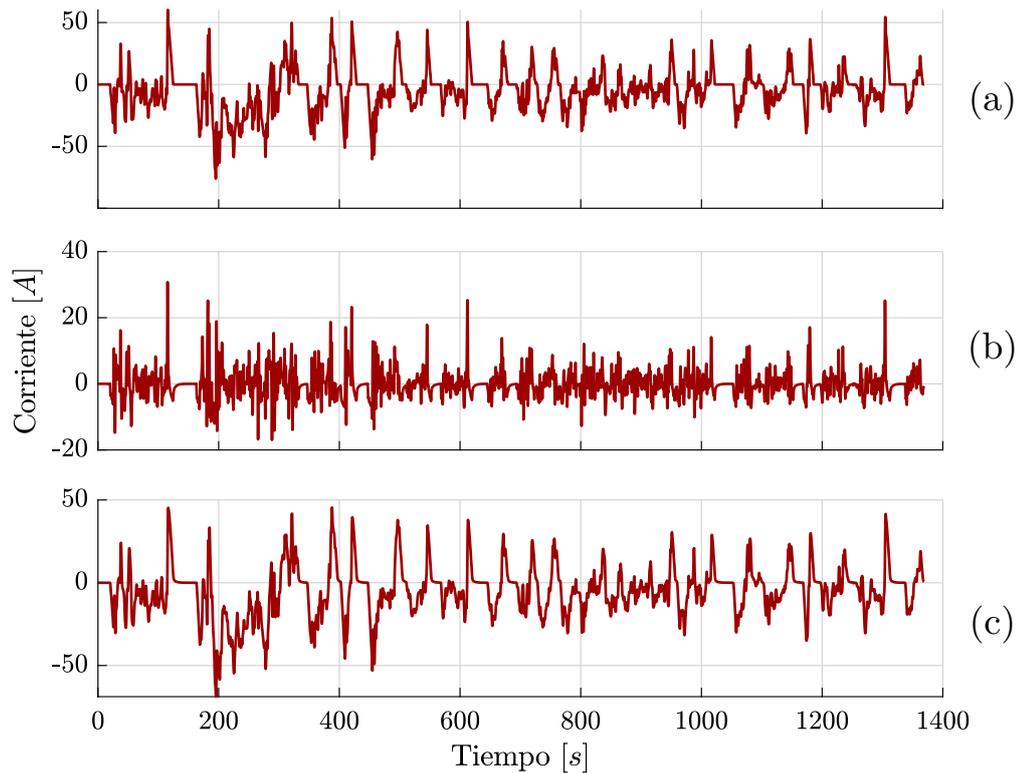


Figura 6.6: Corrientes para el SC y BL. (a) Perfil de corriente en el bus de CC. (b) Corriente en el SC. (c) Corriente en la BL.

zación de módulos de BL y SC disponibles en Matlab-Simulink, los cuales emplean modelos electroquímicos para estos sistemas. Otra opción para acercarse a resultados experimentales, sería utilizar MCE de alto orden, de forma que la respuesta dinámica de los modelos tienda a la respuesta real del sistema. Seguidamente, se realiza el procedimiento detallado a continuación:

1. Son registrados los valores de corriente y tensión de salida de los MANC.
2. Son calculadas las derivadas de la corriente y de la tensión de salida de los MANC en principio hasta de orden 3.
3. Se conforman tres regresores lineales, cada uno de la forma:

$$\varphi_1 = \begin{bmatrix} \ddot{I} \\ \dot{I} \\ I \\ \dot{v}_m \end{bmatrix}; \quad \varphi_2 = \begin{bmatrix} \ddot{I} \\ \dot{I} \\ I \\ \ddot{v}_m \\ \dot{v}_m \end{bmatrix}; \quad \varphi_3 = \begin{bmatrix} \dot{I} \\ I \end{bmatrix}; \quad (6.9)$$

Cada uno de estos regresores se corresponden con los MCE de orden 1, 2 y 3 para BL y SC presentados en la Figura 6.7.

4. Luego estos regresores, se emplean para calcular recursivamente:

$$\dot{\mathcal{R}}_i = -q\mathcal{R}_i + \varphi\varphi_i^\top \quad (6.10)$$

con $i = 1, 2, 3$. Es decir, para cada regresor de la Ecuación (6.9) y tanto para las BL como para los SC.

5. Finalmente, es estudiada la evolución del mínimo y máximo autovalor de $\mathcal{R}_i(t)$. Posteriormente, se calcula el número de condición de $\mathcal{R}_i(t)$.

Para facilitar la visualización, a continuación se presentan los resultados obtenidos al evaluar los perfiles de corriente empleando modelos de segundo y tercer orden para las BL, y MCE de primer y segundo orden para SC.

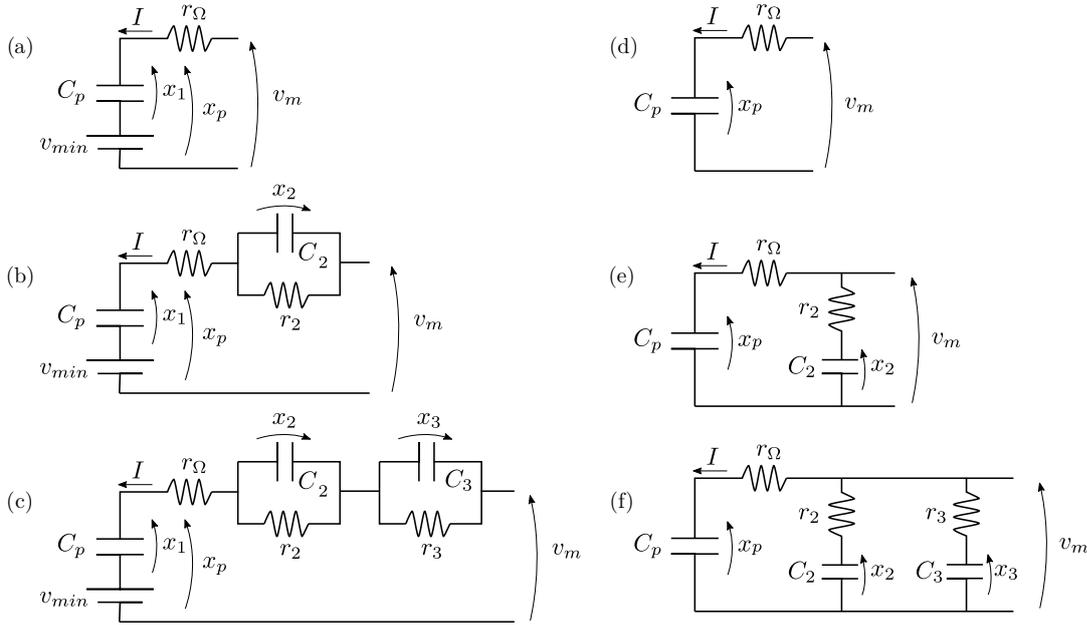


Figura 6.7: MCE para SC y BL evaluados con perfiles estandarizados. a) y d) MCE de primer orden para BL y SC respectivamente. b) y e) MCE de segundo orden para BL y SC respectivamente. c) y f) MCE de tercer orden para BL y SC respectivamente.

Es necesario recordar que en estas evaluaciones el factor de olvido tiene un peso fundamental en la evolución de $\lambda_{min}(\mathcal{R}_i(t))$. Si no ingresa información con suficiente PE al regresor en una ventana de olvido, el mínimo autovalor de \mathcal{R}_i tiende a cero, independientemente del orden del sistema utilizado. Las evaluaciones fueron realizadas con valores para el factor de olvido en el rango $q \in [0,01; 0,2]$ obteniendo similares resultados. En particular, los resultados presentados a continuación fueron obtenidos empleando $q = 0,1$, permitiendo una ventana de olvido de aproximadamente 50 segundos.

Respecto al análisis para BL, en la Figura 6.8 son presentadas la evolución del mínimo autovalor y el número de condición de $\mathcal{R}_{2,3}(t)$. Es posible evaluar que para aplicaciones móviles (en particular para el perfil estandarizado empleado) si bien la diferencia entre el $\lambda_{min}(\mathcal{R}(t))$ de los MCE de segundo y tercer orden no

es significativa, puede observarse que el número de condición de $\mathcal{R}_3(t)$ es por lo menos dos órdenes de magnitud mayor. Si bien desde el punto de vista teórico esto no posee mayores implicancias, este es fundamental para garantizar la estabilidad numérica del estimador [180].

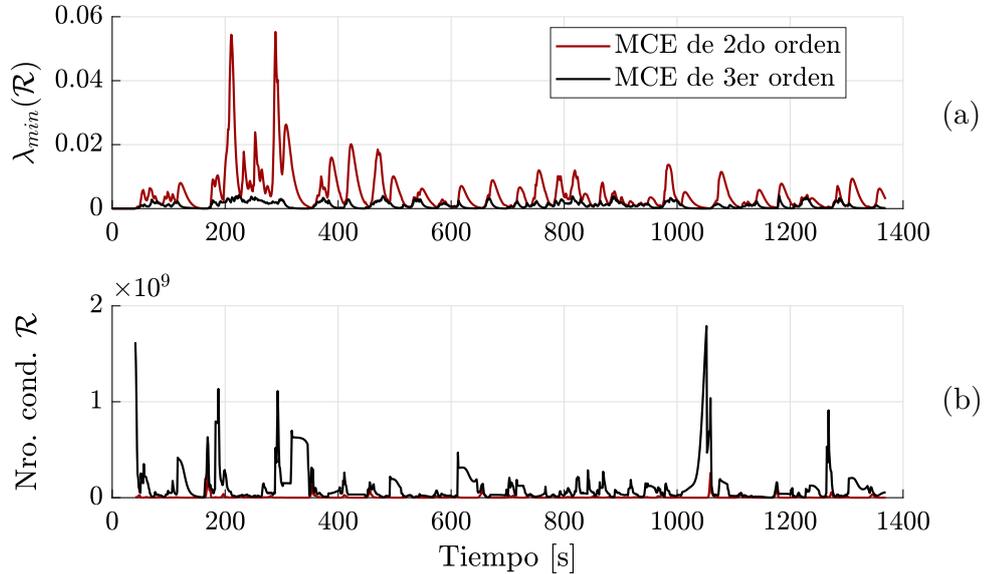


Figura 6.8: (a) Mínimo autovalor de la matriz de covarianza en BL. (b) Número de condición.

Por otro lado, en lo que respecta al modelo de SC los resultados obtenidos para la evaluación de la PE se observan en la Figura 6.9. En este caso la diferencia es aún mas notoria que en el caso de las BL. El nivel de PE para los modelos de segundo orden decrece drásticamente, dado que $\lambda_{min}(\mathcal{R}_2(t))$ es tres órdenes de magnitud menor que $\lambda_{min}(\mathcal{R}_1(t))$, y la diferencia en el número de condición es de seis órdenes de magnitud.

Como consecuencia de estos análisis, resulta evidente que para aplicaciones móviles, y para el perfil estandarizado empleado, los modelos de tercer orden para las BL y segundo orden para los SC, generan una menor PE que los modelos simplificados. Los resultados presentados, se encuentran alineados con lo demostrado experimentalmente en [86][104][105][128][132] (entre otros) donde se ha realizado una identificación *offline* para MCE de BL de distinto orden. Los resultados presentados en estas publicaciones demuestran que el error cometido para representar la dinámica en bornes de las BL cuando se utiliza un MCE de orden reducido, es muy similar al error cometido con modelos de mayor orden, siempre que la entrada al sistema sea una excitación típica para aplicaciones móviles.

En este sentido, el aporte realizado a este análisis, es que si bien es cierto que es posible mejorar el ajuste de la respuesta dinámica al complejizar el modelo, no es práctico desde el punto de vista de que el perfil de entrada, y el funcionamiento de MANC en aplicaciones móviles, no permite la estimación de los parámetros de

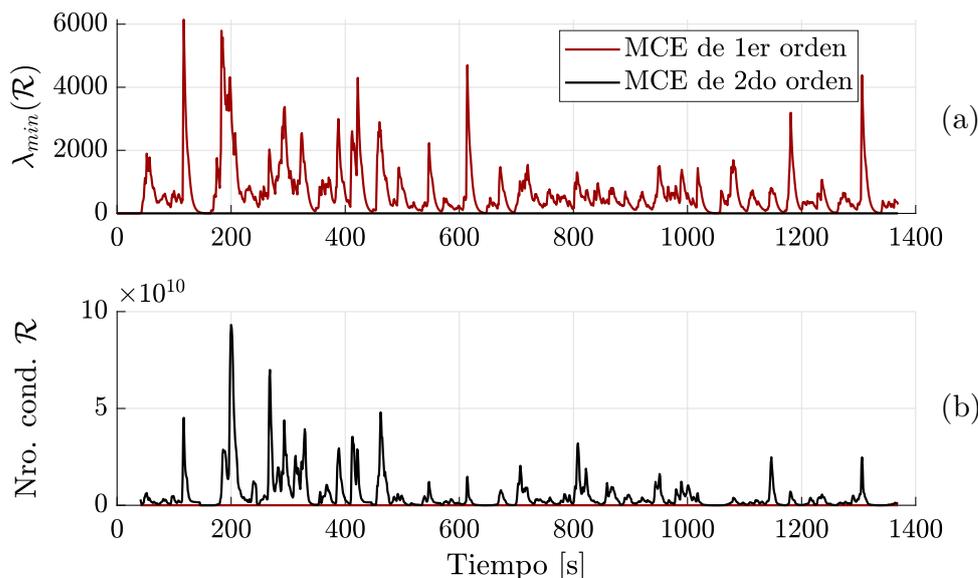


Figura 6.9: (a) Mínimo autovalor de la matriz de covarianza en SC. (b) Número de condición.

los modelos más complejos. Esto podría realizarse, a costa de aumentar considerablemente el tiempo de convergencia del algoritmo de estimación e incluso a costa de un sistema de estimación más inestable [180].

6.3. Velocidad de convergencia de los algoritmos de estimación

Un aspecto fundamental de la PE se vincula a la velocidad de convergencia de las estimaciones. Esto último es fundamental en aplicaciones móviles, dónde deben obtenerse estimaciones validadas de los parámetros estimados. Sin embargo, en aplicaciones estacionarias, poseer algún tipo de indicador para validar los resultados de estimación obtenidos es igualmente importante. Teniendo estos aspectos en consideración, en esta sección es vinculada la PE con la velocidad de convergencia de los algoritmos estudiados en el Capítulo 5. Puntualmente, haciendo foco en los análisis empleados en las publicaciones realizadas [88][186].

Como ha sido presentado en el Capítulo 5, en la Ecuación (5.24), el tiempo de convergencia en el RLS con factor de olvido, depende del mínimo autovalor de $\mathcal{R}(t)$ a través de:

$$\dot{V}/V \leq -2\lambda_{min}(\mathcal{R}(t))\lambda_{min}(\mathbf{G}) \leq -2\lambda_T\lambda_{min}(\mathbf{G}) = -\frac{2}{\tau} \quad (6.11)$$

donde τ es una cota superior para la constante de tiempo de convergencia del error de la estimación. En otras palabras, es factible determinar una cota superior para el tiempo de convergencia del RLS con factor de olvido, dependiente de la

ganancia del estimador \mathbf{G} , pero también del definido umbral de persistencia λ_T :

$$T_e = n_\tau \tau = \frac{n_\tau}{\lambda_{\min}(\mathbf{G}) \cdot \lambda_T} \quad (6.12)$$

La expresión para T_e es válida siempre que $\lambda_{\min}(\mathcal{R}(t)) \geq \lambda_T$. Por lo tanto, hallar una cota para la velocidad de convergencia del RLS en una determinada aplicación, depende de las variaciones del mínimo autovalor de la matriz de covarianza. Adicionalmente, no es factible incrementar el valor de $\lambda_{\min}(\mathbf{G})$ indiscriminadamente, y en la práctica el máximo valor asignable a la matriz de ganancia, depende de la estabilidad numérica del proceso de estimación.

A modo de ejemplo, es factible comparar los resultados de las figuras 6.8.a y 6.9.a. En el caso de un SC modelado con un MCE de primer orden, $\lambda_{\min}(\mathcal{R}_1(t))$ posee valores alrededor de 1000, mientras que una BL modelada con un MCE de segundo orden el $\lambda_{\min}(\mathcal{R}_2(t))$ es menor que la unidad. Como resultado, para los mismos valores de ganancia la evaluación de la Ecuación (6.12) resulta en cotas para T_e sumamente diferentes. Estas conclusiones aportan desde un punto de vista empírico nuevas herramientas para decidir el orden del modelo a emplear, particularmente en aplicaciones donde la excitación del sistema se encuentra determinada por factores externos.

6.4. Persistencia en aplicaciones estacionarias

La estimación de parámetros en MANC utilizados en aplicaciones estacionarias, posee similares limitaciones a las presentadas en aplicaciones móviles. Fundamentalmente, la demanda de potencia es regulada por la carga, la cual puede (o no) generar un perfil persistente. Debido a la amplia gama de posibilidades y variantes, en esta tesis es propuesto un caso de estudio. El problema abordado en esta tesis es el de la estimación de parámetros en una estación de carga de VE, lo que es conocido como *electrolinera* cuyo nombre ha sido asignado haciendo una directa analogía con las *gasolineras* para vehículos de combustión interna. Las propuestas realizadas en este SH, podrían ser fácilmente extrapolables a sistemas de diferente topología, y que involucren otros módulos de almacenamiento. A continuación, es abordado el estudio de la PE en una electrolinera conformada por un sistema de conversión de energía eólica (SCEE) y una BFRV.

En aplicaciones estacionarias, la capacidad de respuesta de los sistemas de almacenamiento frente a variaciones rápidas en la demanda de potencia es varios ordenes de magnitud menor que en el caso de las aplicaciones móviles. Esto es debido a que al realizar un escalamiento en los niveles de energía, aumenta la impedancia serie de los MANC, comprometiendo la dinámica de los mismos. Sin embargo, en estas aplicaciones las variaciones de los valores de tensión, SoC y

SoH son mucho mas lentas, y por lo tanto los requerimientos asociados con la estimación y validación de parámetros también son diferentes.

6.4.1. Electrolinera incluyendo turbinas eólicas y sistemas de almacenamiento

En el desarrollo hacia la movilidad sustentable, es fundamental democratizar el acceso a los puntos de carga de VE. Debería contarse a lo largo y ancho de un territorio, con puntos de recarga lo suficientemente distribuidos como para garantizar la movilidad de VE. Para lograr esto, las electrolineras deberían ser capaces de abastecer la demanda de potencia no de uno, sino de varios VE simultáneamente. Para lograr esto último, ha sido propuesta la utilización de BL de segunda mano, o bien BFRV. Como ha sido destacado en el Capítulo 1, las ventajas de las BFRV para aplicaciones estacionarias, son numerosas. Principalmente, la capacidad de almacenamiento de energía es escalable, y depende mayoritariamente del volumen de los tanques de almacenamiento. Adicionalmente, su capacidad para almacenar energía durante largos períodos sin pérdidas, convierte a las BFRV en la opción principal para esta clase de SH.

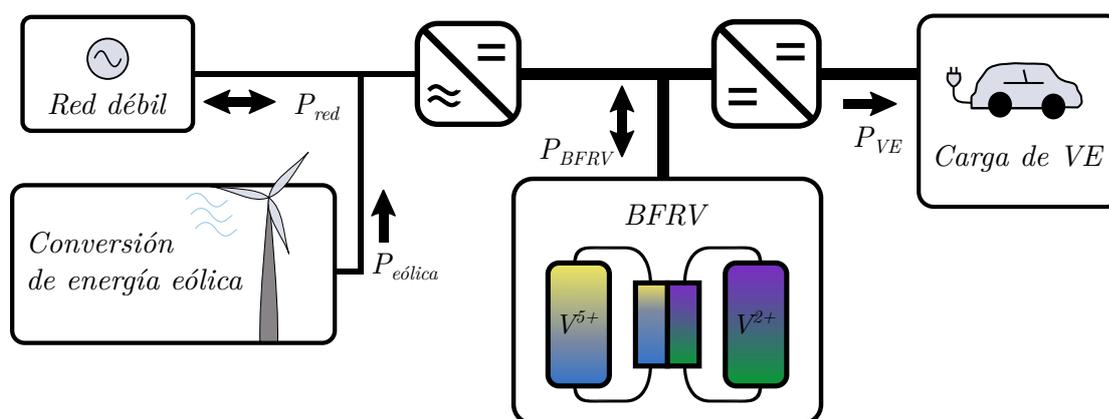


Figura 6.10: Esquemático del sistema híbrido empleado.

Considerando las potencias de carga nominales para VE, se deduce que una electrolinera con 5 puntos de carga, debería poder entregar aproximadamente 500kW durante un período no menor a 20 minutos. Si no se contara con un sistema de almacenamiento, esta demanda de potencia requeriría de la construcción de puntos de carga de VE en ubicaciones específicas del tendido eléctrico, y consecuentemente limitaría la posibilidad de distribuir libremente las electrolineras. Considerando estos aspectos, el SH propuesto para el estudio de la PE se encuentra conformado por 3 elementos primordiales: un sistema de generación de energía, capaz de proveer la demanda media de potencia, un sistema de almacenamiento basado en BFRV, y una carga. Luego, podría contarse o no con una conexión a un suministro de potencia provisto por la red eléctrica (Ver Figura 6.10).

6.4.1.1. Demanda de potencia de carga

En el SH utilizado, la demanda de potencia se encuentra definida por el tipo de carga empleada para los VE. Mayoritariamente, estos solicitan un perfil de corriente constante, lo cual redundaría en una demanda de potencia aproximadamente constante durante el período que dure el abastecimiento del sistema de almacenamiento de los VE. En estas circunstancias, queda en evidencia que sólo con el perfil de corriente de la carga, el regresor no será persistente en \mathbb{R}^n , debido a que la derivada de la corriente tiende a cero. Por lo tanto, a diferencia del caso de la determinación de la PE en aplicaciones móviles, la carga genera perfiles poco persistentes.

Sin embargo, la existencia del SCEE permite contemplar perfiles de corriente variables en el bus de CC. Para construir un perfil de corriente de estudio, y con el objetivo de evaluar el nivel de PE en esta aplicación, se procede en primer lugar al diseño de un perfil de carga de VE estándar. Para la construcción de dicho perfil de demanda de potencia, se considera sin pérdida de generalidad una carga aleatoria, generada postulando que existe mayor probabilidad de encontrar VE cargándose en los períodos del día con mayor circulación de vehículos. Esto es, durante las primeras horas del día, cerca del mediodía, y finalmente alrededor de las 19hs en la tarde.

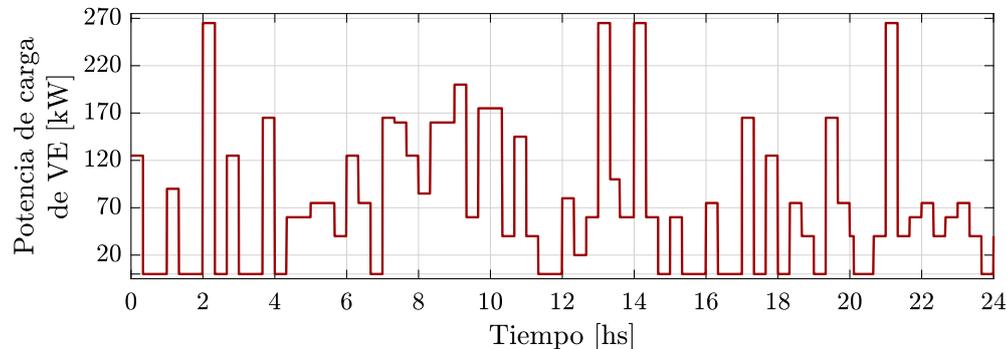


Figura 6.11: Perfil de carga de VE.

A su vez, para la generación del perfil se supone que los vehículos a recargar pueden ser híbridos o 100 % eléctricos, con potencias en un rango de los 15kW a los 100kW. Asumiendo períodos de carga de 20 minutos, y un máximo de 5 vehículos en carga simultánea, se obtiene como resultado el perfil de carga de la Figura 6.11.

6.4.1.2. Perfil de viento y sistema de conversión de energía eólica

Aunque la demanda de carga de VE no es capaz de proveer un perfil persistente, en este esquema se cuenta con un SCEE, el cual podría proveer un perfil de corriente de entrada a las BFRV que permita realizar una estimación en tiempo

real. Si bien la variabilidad y falta de predictibilidad en los sistemas de generación eólica suele ser un efecto no deseado, en este esquema estas variaciones son reguladas por el sistema de almacenamiento. En definitiva, las variaciones de potencia en el SCEE generan un perfil de corriente variable en el bus de CC, y podrían ser empleadas para realizar la estimación de los parámetros característicos de las BFRV en tiempo real.

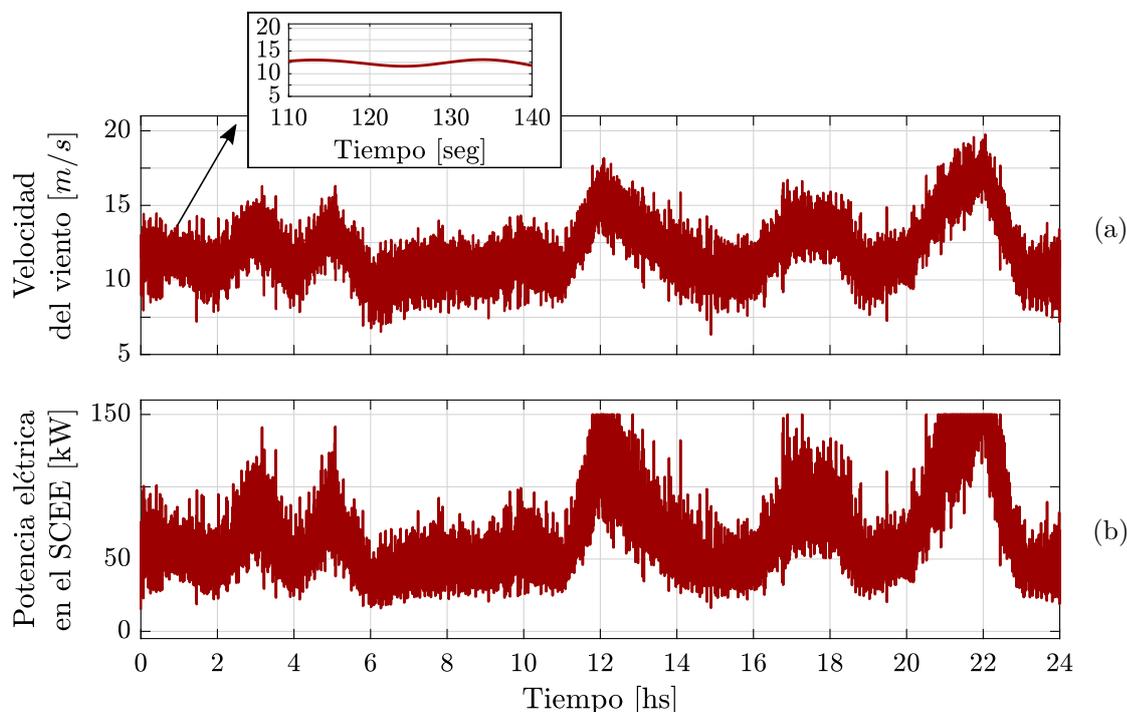


Figura 6.12: Perfil de viento de 24hs y potencia extraída.

Como ha sido introducido en el Capítulo 1, la variabilidad de la potencia generada por los SCEE proviene de las variaciones en la velocidad del viento. Simultáneamente, dependiendo del tipo de turbina utilizada, estas variaciones se verán más o menos filtradas. Esto último, es debido a la inercia del rotor de las turbinas eólicas, la cual tiene el efecto de reducir la variabilidad del perfil de potencia, atenuando principalmente las componentes de alta frecuencia.

Para un análisis completo de la PE de la potencia resultante en el bus de CC se emplea un perfil de 24hs de viento, como el que se observa en la Figura 6.12.a. El mismo se encuentra confeccionado utilizando el espectro de Van der Hoven, y siguiendo los lineamientos de análisis presentados en [187] y [188]. A partir de este, y considerando un generador asíncrono jaula de ardilla, con una potencia máxima de 150kW se extrae el perfil de potencia generado por el SCEE ilustrado en la Figura 6.12.b.

Por último, mediante la combinación de la potencia generada por el SCEE y la demanda de potencia de los VE, se obtiene el perfil resultante de corriente de las BFRV. Este se dispone en la Figura 6.13, y es hallado considerando una tensión

para el bus de CC de aproximadamente 450V.

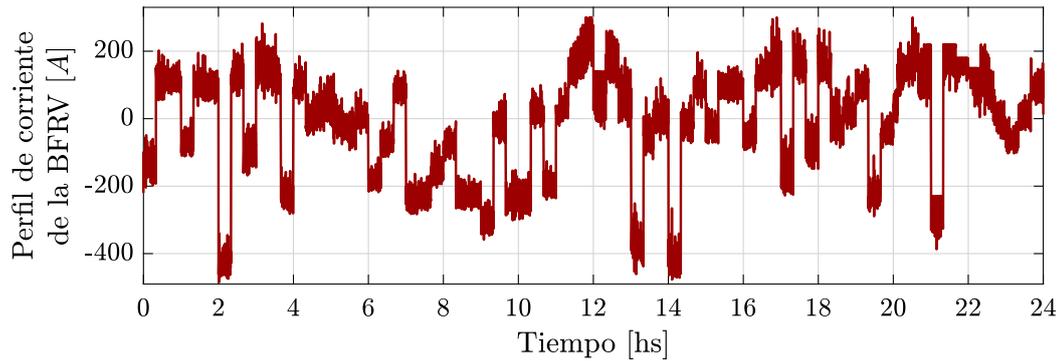


Figura 6.13: Perfil de corriente de 24hs en las BFRV.

Siguiendo los lineamientos de la Sección 6.2.3.1 podría arribarse a conclusiones similares respecto al modelo adecuado para estos sistemas. Es decir, que los modelos de segundo orden son adecuados para representar la dinámica de las BFRV, en esta clase de aplicaciones [135]. En línea con esto último, puede observarse la Figura 6.14, donde se presentan los primeros 16 minutos de la evaluación de $\lambda_{min}(\mathcal{R}(t))$ y del número de condición empleando un factor de olvido $q = 0,034$ y un regresor de orden 4. Empleando estos parámetros, en la publicación realizada

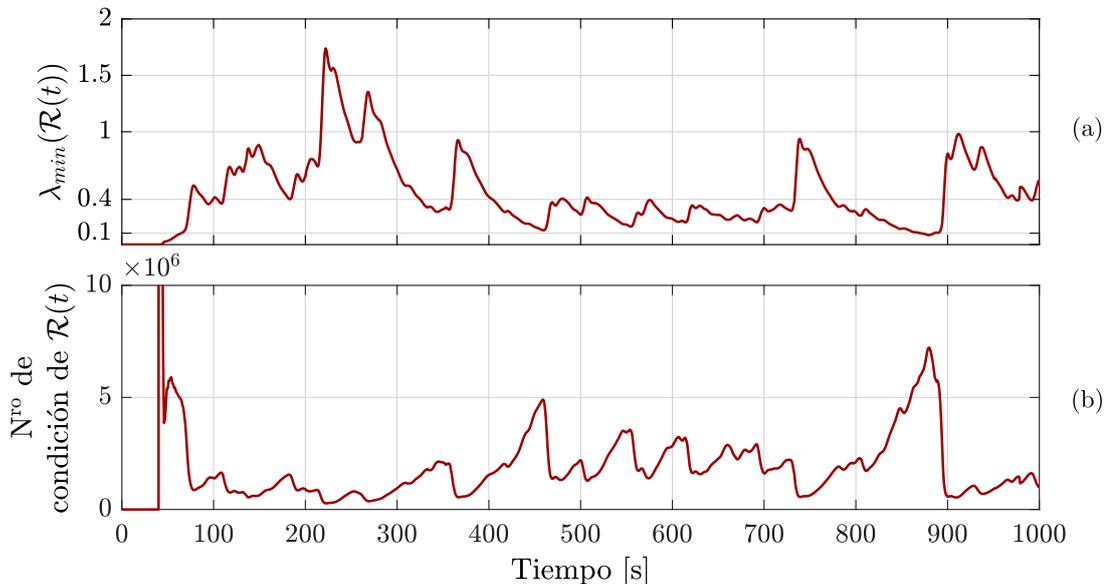


Figura 6.14: Perfil de persistencia en BFRV. a) Mínimo autovalor de $\mathcal{R}(t)$. b) Número de condición de $\mathcal{R}(t)$

[88], fue posible obtener una cota para el tiempo de convergencia de 170 segundos. Por lo tanto, gracias a la excitación provista por el SCEE, es posible realizar estimaciones de los parámetros de un MCE de orden dos, empleando valores pequeños de ganancias \mathbf{G} para evitar la inestabilidad numérica del algoritmo. A pesar de esto último, la potencia extraída de las turbinas posee un alto grado de variabilidad, y podrían encontrarse períodos de muy baja persistencia. Esto convierte a los

MCE de segundo orden en una herramienta versátil de fácil implementación para obtener parámetros de las BFRV en situaciones con un escaso nivel de persistencia.

Siguiendo estos lineamientos, en [189] ha sido realizado un análisis en el cual se varía la inercia del rotor de la turbina eólica con el objetivo de analizar la viabilidad de la estimación de parámetros en estos sistemas, empleando algoritmos discretos. Dado que algunos aspectos referentes a la medición de la PE para sistemas discretos son mencionados en la Sección 6.5, este análisis es presentado en el Capítulo 8.

Complementariamente, vale la pena remarcar que es común el uso de modelos de tercer orden para las BFRV [132][133][190]. En aplicaciones estacionarias como la discutida en esta sección, es posible utilizar una amplia variedad de herramientas de estimación *offline*, mientras se posee a las baterías operando durante largos períodos. En otras palabras, es factible tomar largas riestras de datos para realizar evaluaciones de los parámetros de un MCE de mayor orden. La desventaja de estos métodos es por supuesto, el aumento del tiempo de cómputo y el costo en el nivel de procesamiento requerido.

6.4.2. Inyección de señales persistentes

Como ha sido discutido, en el SH bajo estudio podrían existir períodos de viento con poca variabilidad, lo que ocasionaría una pérdida de persistencia. Incluso podría reducirse a cero la potencia generada por el SCEE, por lo que nuevamente la variabilidad de la corriente y seguidamente el nivel de PE decaen. Sin embargo, en aplicaciones estacionarias se cuenta con la posibilidad de modificar a gusto el perfil de corriente en los módulos de almacenamiento, a través de los convertidores electrónicos asociados. Subsecuentemente, a pesar de que no se disponga de suficiente variabilidad en el perfil de corriente generado por el SCEE, podría aplicarse un perfil de referencia para excitar el sistema e identificar los parámetros de los MCE en períodos con bajo nivel de persistencia.

Algunos perfiles típicos que podrían emplearse son: suma de sinusoides, y señales binarias pseudoaleatorias. Esta técnica resulta de particular interés para estimar MCE de mayor orden y es sumamente empleada para identificación de parámetros *offline*. Esta idea será desarrollada más en profundidad en el Capítulo 7 (Ver sección 7.2.4).

6.5. Persistencia de la excitación en algoritmos de estimación discretos

En algoritmos de estimación recursivos discretos la PE juega un papel tan crucial como en los algoritmos de estimación recursivos continuos. Sin embargo, como

es desarrollado en [181][191], las condiciones sobre las funciones que componen al regresor no son tan restrictivas. Una extrapolación natural que surge como resultado del análisis de los algoritmos adaptivos discretos (tal y como es el caso del RLS), surge del análisis siguiente. En primer lugar, se utiliza la Ecuación (5.5), reescrita a continuación por conveniencia:

$$\eta(t) = \boldsymbol{\theta}(t)^\top \boldsymbol{\varphi}(t) \quad (6.13)$$

luego, para emplear algoritmos de estimación discretos, se emplea el regresor lineal muestreado en instantes kT , es decir: $\boldsymbol{\varphi}(kT)$ Por simplicidad, y para mantener la notación compacta, se emplea el subíndice k de la forma: $:= \boldsymbol{\varphi}_k \in \mathbb{R}^n$, y $:= \boldsymbol{\theta}_k \in \mathbb{R}^n$. Por lo tanto la Ecuación (6.13) muestreada, es rescrita como:

$$\eta_k = \boldsymbol{\varphi}_k^\top \boldsymbol{\theta}_k \quad (6.14)$$

Al igual que ocurre en el caso continuo, la PE se encuentra vinculada con garantizar la convergencia del algoritmo de estimación de parámetros. Por esto último, se espera que las condiciones sean en algún sentido análogas a las de los algoritmos continuos. En pocas palabras, el regresor lineal debe poseer suficiente contenido armónico para obtener los parámetros $\boldsymbol{\theta}_k$. En términos específicos este es persistente, si para constantes positivas α_1 , α_2 y δ , con $\alpha_1 < \alpha_2$ se cumple:

$$0 < \alpha_1 I \leq \sum_{k=j}^{j+\delta} \boldsymbol{\varphi}_k \boldsymbol{\varphi}_k^\top = \mathcal{R}_k \leq \alpha_2 I < \infty \quad (6.15)$$

Notar que al igual que ocurre para sistemas continuos, para un instante k , el producto $\boldsymbol{\varphi}_k \boldsymbol{\varphi}_k^\top$ es singular, pero el requerimiento en la Ecuación (6.15) es que el vector $\boldsymbol{\varphi}_k$ rote lo suficiente en \mathbb{R}^n para que la sumatoria \mathcal{R}_k sea positiva definida en un intervalo de longitud δ . Si la Ecuación (6.15) se satisface entonces es factible realizar una regresión lineal para obtener los parámetros $\boldsymbol{\theta}_k$ del MCE [191] exponencialmente rápido.

Adicionalmente, y en una directa analogía con lo que ocurre en los sistemas continuos, el nivel de PE puede utilizarse como indicativo de una variedad de aspectos. Por ejemplo, bajos niveles de persistencia podrían relacionarse con el sobredimensionamiento del modelo, o bien con la falta de excitación en la entrada del sistema. Por lo tanto, es fundamental considerar el conocimiento que se posee de la dinámica del sistema para poseer un MCE adecuadamente dimensionado, así como disponer de suficiente excitación en las señales de entrada que conforman el regresor.

Se remarca que la Ecuación (6.15) pide que \mathcal{R}_k sea positiva definida, por lo que evaluar el mínimo autovalor de esta matriz en un intervalo δ es suficiente para de-

terminar la PE. Adicionalmente, dependiendo del tipo de algoritmo de estimación utilizado, la PE permite definir cotas de convergencia y garantizar la estabilidad. Sin embargo, en la práctica, la evaluación de la Ecuación (6.15) depende del intervalo seleccionado, y las cotas α_1 y α_2 no son sencillas de determinar. Por lo cual, la determinación de la PE dependerá en última instancia, del algoritmo de estimación empleado.

6.5.1. Persistencia de la excitación en métodos de estimación recursiva discretos con factor de olvido

A continuación, son presentados algunos conceptos relevantes necesarios para realizar la medición del nivel de PE en algoritmos de estimación recursivos discretos con factor de olvido. En estos sistemas, el RLS es diseñado para minimizar la función de costo dada por:

$$J_k(\boldsymbol{\theta}) = \sum_{i=1}^k \lambda^{k-i} \left(\eta_k - \hat{\boldsymbol{\varphi}}_k^T \hat{\boldsymbol{\theta}}_k \right)^2 \quad (6.16)$$

donde (λ) es el factor de olvido, o peso exponencial. Tradicionalmente, y como ha sido introducido en la sección 5.3.1.2, el factor de olvido suele ser empleado únicamente con el objeto de estimar parámetros lentamente variantes. Sin embargo, vale la pena mencionar que incluso para la estimación de parámetros constantes, utilizar un factor de olvido permite garantizar que el error de estimación converja exponencialmente rápido a cero, siempre que $\boldsymbol{\varphi}_k \in \Omega_{(n,\delta)}$ [191].

Al igual que ocurre en el caso continuo, la medición del mínimo autovalor de la matriz de covarianza del RLS (\mathcal{P}_k) es suficiente para realizar una evaluación de la PE. Esto es así dado que puede verificarse que:

$$0 < \alpha_1 \frac{\lambda^{-1} - 1}{\lambda^{-(\delta+1)} - 1} I \leq \mathcal{P}_{k-1}^{-1} \leq \frac{\alpha_2}{1 - \lambda^{\delta+1}} I + \mathcal{O}(\lambda^k) \quad (6.17)$$

lo que es decir que, la matriz de covarianza \mathcal{P}_k (y su inversa) se encuentran acotadas por parámetros que dependen exclusivamente del nivel de persistencia. Particularmente, puede demostrarse que si $\boldsymbol{\varphi}_k$ está acotado, el mínimo autovalor de \mathcal{P}_k^{-1} se encuentra lejos de cero, si $\boldsymbol{\varphi}_k \in \Omega_{(n,\delta)}$. En el RLS discreto con factor del olvido, en el caso de pérdida de PE, la estimación puede inestabilizarse fácilmente. Esto se debe a que ante la falta de persistencia, \mathcal{P}_k crece exponencialmente. En términos del mínimo autovalor de \mathcal{P}_k^{-1} , este tendería a cero en caso de pérdida de PE en el regresor lineal. Por lo tanto, garantizar PE no es sólo necesario para encontrar una cota para el tiempo de convergencia de las estimaciones, sino también para evitar la divergencia de las mismas.

6.6. Resumen

En este capítulo han sido presentados los principales conceptos detrás de la condición de excitación persistente. Esta, desde un punto de vista clásico, es necesaria para garantizar la convergencia de las estimaciones realizadas, tanto en algoritmos de identificación como en algoritmos de estimación recursivos. Sin embargo, su análisis es frecuentemente omitido, debido a las dificultades que este conlleva. En este contexto, en este capítulo la PE ha sido presentada como un elemento de diseño, en el sentido de que permite determinar el orden adecuado para los MCE de los MANC, así como ajustar los parámetros del estimador utilizado (puntualmente el umbral de persistencia λ_T), puesto que a partir de la medición de la PE es posible definir una cota del tiempo de convergencia para la estimación de parámetros.

Luego fueron presentados algunos conceptos relativos a la medición de la PE tanto en aplicaciones móviles como estacionarias. En las primeras, garantizar PE es crucial para contar con estimaciones validadas *online*, pero esto depende del tipo de perfil de conducción de los VE. En las segundas, aunque igualmente determinante, es posible modificar las referencias del sistema para lograr obtener persistencia incluso en condiciones adversas. Por último, si bien los análisis se han centrado en la PE en algoritmos de estimación continuos, también se han discutido brevemente sus implicancias en los algoritmos de estimación discretos.

A partir de los desarrollos presentados en este capítulo, y en conjunción con los aportes de los Capítulos 4 y 5, es posible (y necesario) generar una nueva herramienta capaz de amalgamar los algoritmos desarrollados. Esta, es presentada en el capítulo siguiente.

Capítulo 7

Desarrollo de la metodología de estimación en tiempo real

En los capítulos previos, particularmente 4, 5 y 6, se han presentado aportes para la observación de estados y parámetros en sistemas de almacenamiento. Sin embargo, cada uno de los aspectos relacionados con las problemáticas de observación, estimación, y convergencia del algoritmo de estimación fueron estudiados separadamente. Debido a esto último, es requerida una herramienta capaz de vincular estos desarrollos eficientemente, de forma de lograr una adecuada estimación de los estados y parámetros del sistema, y particularmente del SoC y del SoH.

Teniendo en consideración los mencionados aspectos, en este capítulo se realiza la formalización de una metodología de estimación de parámetros para MANC, basada en las técnicas previamente descritas. Esta, vincula particularmente los RLS con factor de olvido, con los diferenciadores por MD. A partir de las principales particularidades de estos sistemas, se proponen soluciones específicas para abordar los aspectos más relevantes, según el tipo de aplicación considerado y la clase de sistema de almacenamiento utilizado.

7.1. Recapitulación del problema

Sería ideal, poder emplear los sistemas de almacenamiento sin hacer reparos en aspectos relacionados con la carga o el deterioro de los módulos. Sin embargo, los MANC distan considerablemente de ser dispositivos ideales, y es necesario emplear métodos de estimación indirectos capaces de proveer medidas de los SoC y SoH. A continuación se realiza una breve recapitulación del método propuesto, y luego son discutidas las particularidades de cada subsistema que lo compone.

- En primer lugar, la propuesta realizada en esta tesis, consta de combinar diferentes algoritmos. Por un lado, se emplean algoritmos de diferenciación por MD, capaces de proveer una estimación en tiempo finito de los estados

del sistema descrito en la FCGF, lo cual ha sido presentado en el Capítulo 4. Esto es especialmente útil puesto que provee una salida auxiliar del sistema la cual es lineal en los parámetros.

- Luego, a partir de esta última, es posible conformar un regresor lineal utilizando información de la salida y la entrada del sistema, pero adicionalmente de sus derivadas. Dicho regresor puede ser empleado en una amplia variedad de métodos de estimación, para proveer los parámetros del sistema. Esto último ha sido discutido en el Capítulo 5. En el presente capítulo, los aportes se enfocan en el método RLS con factor de olvido continuo.
- Para garantizar la convergencia de los resultados de la estimación, debe garantizarse la PE (ver Capítulo 6). Esta es una herramienta que puede ser empleada como un elemento de diseño a la hora de determinar el modelo del sistema, y simultáneamente provee información fundamental para evaluar la convergencia de los algoritmos de estimación.
- Una vez que se dispone tanto de los parámetros como de los estados del sistema, es posible realizar una evaluación del mismo, a partir de la construcción de índices para la medición del SoH o de una inferencia del SoC. Esto fue presentado en el Capítulo 3.

7.2. Metodología de estimación en tiempo real para MANC

En esta sección es presentada una metodología, la cual permite vincular los desarrollos parciales presentados hasta el momento. Esta es entonces, fundamental para lograr combinar efectivamente los algoritmos de observación y estimación, logrando simultáneamente resultados validados de los parámetros de los modelos adoptados.

7.2.0. Paso 0: determinación de la convergencia de los diferenciadores por MD

El primer paso para realizar la estimación de los elementos del sistema, es el de contar con los estados del sistema en la FCGF. Para esto, se requiere de poder determinar, a partir de qué momento se cuenta con información fehaciente de las salidas, entradas y derivadas del sistema. Una vez que se cuenta con esta información, es posible conformar el regresor lineal, y posteriormente realizar la estimación de parámetros del modelo adoptado. Puede observarse entonces, que la convergencia de los algoritmos de diferenciación no se encuentra relacionada

con la convergencia del estimador de parámetros, puesto que sólo depende de los valores de las tensiones y corrientes del sistema.

Por un lado, para garantizar la convergencia de los algoritmos de diferenciación se requiere de poder determinar una cota de Lipschitz para la derivada de mayor orden deseada. Como ha sido discutido en capítulos anteriores, esta es una cota factible de encontrar, como es descrito a continuación.

7.2.0.1. Cota de Lipschitz para los diferenciadores

Para ajustar las cotas de Lipschitz de los diferenciadores, es factible recurrir a diferentes métodos, siendo el más práctico de ellos el de aproximaciones por ensayo y error. Sin embargo, un método práctico para hallar fácilmente las ganancias adecuadas utilizando perfiles estandarizados de corrientes y tensiones, parte de analizar la última ecuación de los diferenciadores SMD. en el caso de desear obtener la derivada de hasta orden n :

$$\dot{\mu}_n = -\lambda_0 L \text{sign}(\mu_0 - (f(t))) = -1,1 L \text{sign}(\mu_0 - (f(t))) \quad (7.1)$$

donde $\lambda_0 = 1,1$ μ_0 es una estimación de $f(t)$ y $\dot{\mu}_n$ es una estimación de la derivada $n+1$ de $f(t)$, la cual teóricamente $f(t)^{(n+1)} < L$. Por lo tanto, para realizar el ajuste de la cota de Lipschitz, se propone dar un valor inicial alto a L y filtrar la Ecuación (7.1) para medir una aproximación de $\dot{\mu}_n = \nu$:

$$\dot{\nu} = 200(\dot{\mu}_n - \nu) \quad (7.2)$$

Esto permitiría visualizar la evolución de $\dot{\mu}_n$ a partir de los datos empíricos que se posean. A modo de ejemplo, se presenta la Figura 7.1, empleada para calcular L para realizar el ajuste de un diferenciador SMD, para obtener la segunda derivada del perfil de corriente presentado en la Figura 7.1.a. En la imagen 7.1.b puede observarse el cálculo de la Ecuación (7.1) utilizando $L = 1000$, donde se evidencia que sin el filtrado, se producen oscilaciones entre $\pm 1,1L$, y no es posible a partir de esta inferir un valor para L . Sin embargo en la Figura 7.1.c, puede observarse la evolución aproximada de $\dot{\mu}_2$ a partir de donde es posible deducir que un valor aproximado para L podría ser de aproximadamente 400.

7.2.0.2. Tiempo de convergencia de los diferenciadores

Otro aspecto crucial para garantizar el buen uso de las estimaciones de las derivadas de corrientes y tensiones, es el de garantizar la convergencia y permanencia de los diferenciadores en la superficie de deslizamiento. En lo que respecta al tiempo de convergencia, el mismo depende del error inicial y no existe un método teórico para asegurar a partir de qué instante los diferenciadores han convergido.

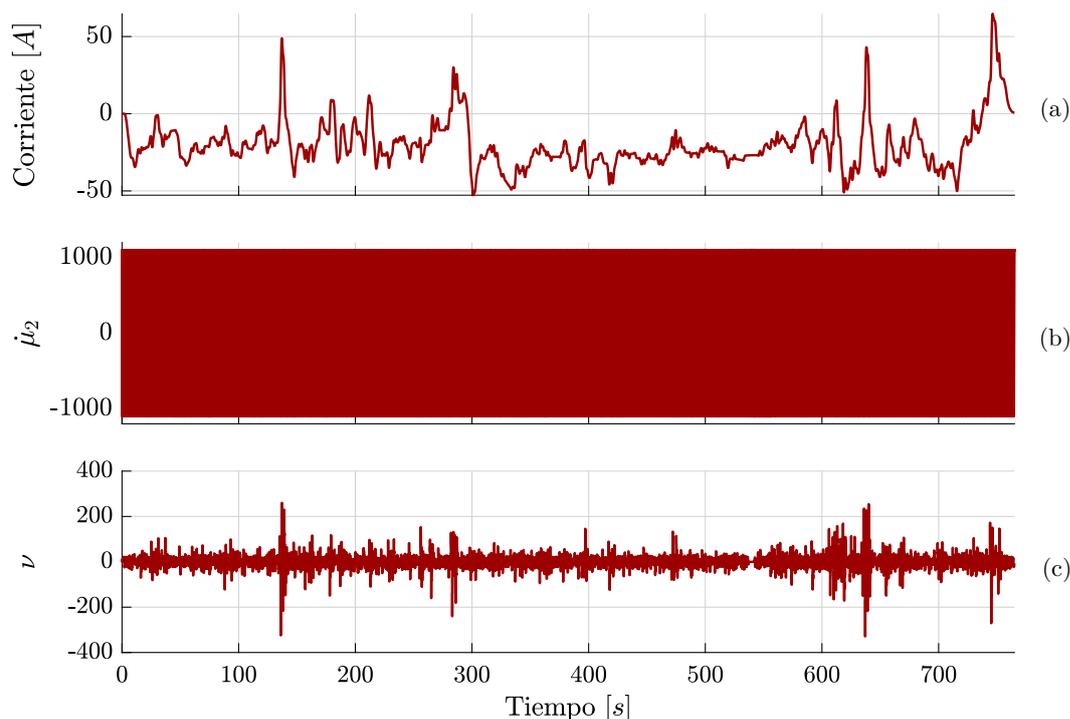


Figura 7.1: Ejemplo ilustrativo para la determinación de la cota de Lipschitz. a) Corriente empleada (Perfil estandarizado PCA). b) Evolución de la Ecuación (7.2) ($\dot{\mu}_2$). c) Estimación de la derivada tercera de $f(t)$ a partir de ν .

Por lo tanto, se recurre a un método práctico, basado en el estudio de la superficie de deslizamiento, como es descrito a continuación. Asumiendo que se desea estimar las derivadas de una función $f(t)$, y sólo se conoce la señal medida, y su estimación $\hat{f}(t)$. A partir de computar $\sigma = f(t) - \hat{f}(t)$ y de evaluar cuánto permanece al rededor de cero, puede determinarse la convergencia de los diferenciadores.

Para realizar esta aproximación, debe evaluarse el nivel de ruido contenido en el sistema, puesto que como ha sido definido en el Capítulo 4, en las secciones 4.4.1 y 4.4.2, la banda de error a la cual convergen los SMD depende del ruido contenido en la señal a diferenciar, de la cota de Lipschitz empleada y de parámetros de diseño del estimador. En particular, el error cometido en la estimación de la derivada de orden cero en los FSMD está acotado por:

$$\left| \hat{f}(t) - f(t) \right| \leq \alpha_0 \epsilon_0 \quad (7.3)$$

En términos prácticos, esto implica que en ausencia de ruido, la banda de error tiende a cero. Sin embargo, al aparecer ruido en las mediciones, es necesario determinar empíricamente la banda de error a la cual convergen los diferenciadores.

En la Figura 7.2, puede observarse el proceso de convergencia inicial de un juego de FSMD para obtener la derivada de una función $f(t) = 0$. Puede notarse que una vez que convergen, el error permanece inicialmente alrededor de cero. Sin embargo, al incluir un salto de tipo escalón en la función $f(t)$ en $t = 1s$, dado que no es

posible garantizar la convergencia de los diferenciadores (dado que no existiría una cota de Lipschitz), los mismos atraviesan un nuevo período transitorio, en el cual las señales estimadas no son representativas del comportamiento de la señal $f(t)$. En términos prácticos entonces, se debe medir el error alrededor de cero, y evaluar si en algún momento las señales del diferenciador no son confiables para ser utilizadas en la estimación de parámetros.

Alternativamente, existen otros esquemas de diferenciación que podrían ser empleados, para los cuales el tiempo de convergencia puede ser conocido a priori. Sin embargo estos métodos, se encuentran por fuera del alcance de esta tesis. Luego, una vez que es posible garantizar la confiabilidad de las señales extraídas de los diferenciadores, es posible avanzar al paso siguiente.

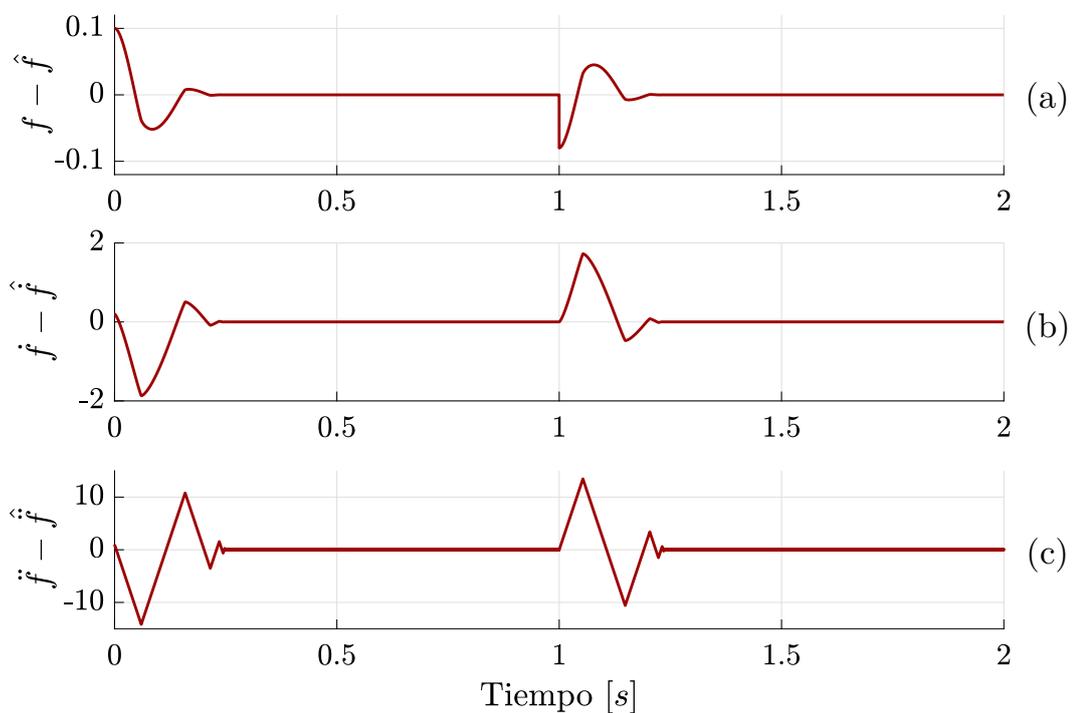


Figura 7.2: Error en la convergencia inicial de los SMD. Imagen ilustrativa.

7.2.1. Paso 1: estimación en pausa

Una vez que se cuenta con las derivadas de las corrientes y tensiones del MANC, es posible conformar un regresor lineal, de acuerdo con el orden del modelo predefinido. Para los MCE estudiados hasta este punto, han sido propuestos regresores lineales de la forma:

$$a) \quad \varphi(t) = \begin{bmatrix} \dot{I} \\ I \end{bmatrix} \quad b) \quad \varphi(t) = \begin{bmatrix} \ddot{I} \\ \dot{I} \\ I \\ v_m \end{bmatrix} \quad (7.4)$$

donde el caso a) es el regresor lineal empleado para estimar los parámetros de un MCE de orden 1 (generalmente para SC), y recíprocamente el caso b) se emplea para estimar los parámetros de un MCE de orden 2 (tales como BL y BFRV).

En este punto es menester realizar la siguiente aclaración: en sistemas lineales de orden n , es sencillo demostrar que el número de parámetros a estimar son $2n+1$, y por lo tanto, para MCE de orden 1, el regresor lineal debería contener tres elementos; y similarmente para MCE de orden dos, cinco elementos. Sin embargo, en los modelos estudiados se ha asumido que las pérdidas son nulas, de forma que toda la carga que ingresa al MANC permanece allí. En otras palabras, el sistema controlado por corriente posee una constante de tiempo conocida, dado que la matriz \mathbf{A} posee siempre un autovalor igual a cero, lo cual ocurre debido a que la resistencia eléctrica en paralelo con C_p , la cual representa las pérdidas del modelo, tiene un valor tendiente a infinito.

Como será indicado más adelante, es posible conformar un regresor de mayor orden para intentar estimar las pérdidas del sistema, y obtener información de todos los parámetros del modelo. Sin embargo, debido a que las constantes de tiempo relacionadas con la autodescarga de estos sistemas es del orden de varias horas, o incluso días, la cota para el tiempo de convergencia de la estimación también se agranda.

Una vez que ha sido decidido el método de estimación a emplear, se procede con la inicialización de las variables requeridas por el mismo. En esta sección, es empleado el RLS con factor de olvido presentado en la sección 5.3.1.2. Para comenzar con el proceso de estimación, las matrices auxiliares del RLS, son conformadas de acuerdo al número de parámetros deseados e inicializadas en cero. Similarmente, es necesario inicializar las condiciones iniciales para los parámetros estimados $\hat{\boldsymbol{\theta}}$. Luego, es factible comenzar el proceso recursivo para el cómputo de las variables de las ecuaciones (5.19.2) y (5.19.3) rescritas aquí por conveniencia:

$$\dot{\mathcal{R}}(t) = -q\mathcal{R}(t) + \boldsymbol{\varphi}(t)\boldsymbol{\varphi}^\top(t) \quad (7.5.1)$$

$$\dot{\mathbf{r}}(t) = -q\mathbf{r}(t) - \boldsymbol{\varphi}(t)\eta(t) \quad (7.5.2)$$

esto permite comenzar a realizar una evaluación de $\lambda_{\min}(\mathcal{R}(t))$, para determinar la PE del estimador recursivo utilizado. Debido a que la PE es necesaria para validar los resultados de la estimación, es fundamental realizar la estimación sólo cuando esta pueda ser garantizada. Por lo tanto, es definido un umbral λ_T (T de *threshold*), empleado para definir si es plausible estimar, o no. Este es conocido en esta tesis como *umbral de estimación*.

Siempre que $\lambda_{\min}(\mathcal{R}(t)) < \lambda_T$, la estimación es pausada. En esta situación, los parámetros brindados por el estimador permanecerán constantes. Esto es logrado manteniendo la matriz \mathbf{G} en cero, dado que la actualización de los parámetros

estimados en el RLS propuesto depende de:

$$\dot{\hat{\theta}}(t) = -\mathbf{G}(t) \left[\mathcal{R}(t)\hat{\theta}(t) + \mathbf{r}(t) \right] \quad (7.6)$$

En la Figura 7.3 puede visualizarse este paso del proceso de estimación en los instantes t_0-t_1 , y t_2-t_3 . Puede observarse además como durante este proceso continúa la evaluación de $\lambda_{min}(\mathcal{R})$ y el parámetro estimado permanece constante.

7.2.2. Paso 2: comienzo del proceso de estimación

Continuando con el análisis presentado en la subsección anterior, se estaría en condiciones de comenzar la estimación si $\lambda_{min}(\mathcal{R}(t)) > \lambda_T$. Sin embargo, empíricamente fue encontrado que es conveniente definir una ventana de histéresis, y comenzar la estimación cuando $\lambda_{min}(\mathcal{R}(t)) \geq \lambda_{ON} > \lambda_T$. Los motivos que sustentan el uso de un umbral para comenzar la estimación son múltiples, pero fundamentalmente, estimar con bajos niveles de persistencia podría llevar a la aparición del fenómeno conocido como *bursting* [180], el cual se presenta como oscilaciones en los resultados de estimación pudiendo incluso llevar el sistema a inestabilizarse.

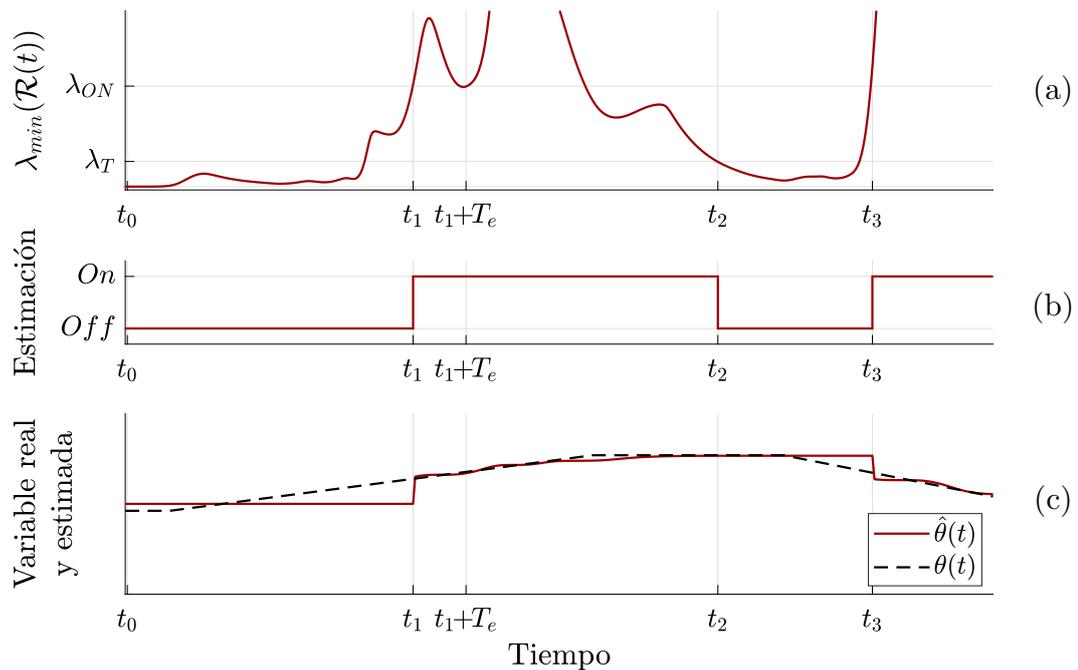


Figura 7.3: Ilustración de los pasos 2 y 3 del proceso de estimación con evaluación de $\lambda_{min}(\mathcal{R})$.

Para activar la estimación, es restablecido el valor de \mathbf{G} en su valor nominal. En esta etapa, el $\lambda_{min}(\mathcal{R}(t))$ es evaluado, y la estimación continúa siempre que el mismo se encuentre por sobre el umbral λ_T , como puede ser visualizado en los instantes $t_1 - t_2$ y t_3 en la Figura 7.3. Mientras el proceso de estimación continúe en marcha, es posible medir el tiempo de estimación, y validar las estimaciones

una vez transcurrido el tiempo de convergencia del estimador. Se recuerda que la cota superior para el tiempo de convergencia del estimador depende, de acuerdo con lo presentado en el Capítulo 5 en la Sección 5.4 del valor de umbral adoptado, y de la ganancia de \mathbf{G} . En el caso de emplear el RLS con factor de olvido y ganancia variable, la cota para T_e es:

$$T_e \leq n_\tau \tau = \frac{n_\tau}{\overline{k_{\mathbf{G}}}} \quad (7.7)$$

la cual depende sólo del valor de ganancia asignado a la matriz $\mathbf{G}(t)$, y del número de constantes de tiempo n_τ .

En otras palabras, siempre que el proceso de estimación continúe por un tiempo de estimación mayor a T_e es posible garantizar la convergencia de los resultados de estimación. Posteriormente, y siempre que se cuente con estimaciones validadas, es posible emplear estas últimas para actualizar las estimaciones de los estados del modelo, así como para la obtención de los estados SoC y SoH, de acuerdo con lo presentado en el Capítulo 3. Sin embargo, para poder realizar esto último, es necesario resolver la transformación que lleva los elementos θ_i a los elementos del MCE, es decir, capacidades y resistencias. En línea con esto último, a continuación se emplean MCE de segundo orden para las BL y BFRV, y MCE de primer orden para los SC. Los parámetros de este modelo pueden ser lentamente variantes, puesto que el estimador propuesto es capaz de seguir dichas variaciones.

7.2.3. Paso 3: transformación de los elementos del MCE

Como ha sido introducido en los Capítulos 4 y 5, al aplicar la transformada de Fließ para describir al sistema como una cadena de integradores, es posible

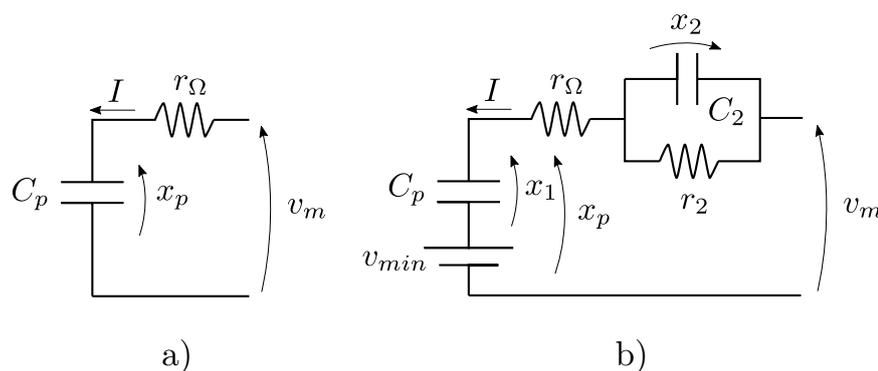


Figura 7.4: Modelo de circuito eléctrico de primer y segundo orden.

obtener una salida auxiliar lineal en los parámetros, lo que posibilita obtener estimaciones para dichos parámetros. A continuación son presentadas las transformaciones requeridas para recuperar los elementos eléctricos del sistema, puesto que de forma general, los parámetros estimados son combinaciones algebraicas de

las resistencias y capacidades del modelo.

Adicionalmente, es brevemente elaborada la justificación que permite emplear estas transformaciones aún cuando todos los parámetros del MCE son modelados como lentamente variantes. A continuación es presentado el desarrollo realizado para un MCE de segundo orden para BL y BFRV y un MCE de primer orden para un SC, puesto que estos son los modelos más comúnmente empleados para la estimación de parámetros en tiempo real.

7.2.3.1. MCE variante en el tiempo para un SC

Para el MCE presentado en la Figura 7.4.a, asumiendo que x_p es la TCA, que v_m es la tensión medida en bornes del módulos, y que la corriente I es la acción de control del sistema, entonces:

$$\begin{cases} \dot{x}_p = I/C_p(t) & (7.8.1) \\ v_m = x_p + I r_\Omega(t) & (7.8.2) \end{cases}$$

Luego, es posible calcular la derivada de la salida $v_m := z_1$ para llevar el sistema a la FCGF, de donde surge:

$$\begin{cases} \dot{z}_1 = I(1/C_p(t) + \dot{r}_\Omega(t)) + \dot{I}r_\Omega & (7.9.1) \\ v_m = z_1 & (7.9.2) \end{cases}$$

por lo que, conformando el regresor lineal con la corriente y su derivada (a partir de la ecuación (7.9.1)), los parámetros a estimar son ahora:

$$\theta_1(t) = 1/C_p(t) + \dot{r}_\Omega(t) \quad (7.10.1)$$

$$\theta_2(t) = r_\Omega(t) \quad (7.10.2)$$

Puede evidenciarse que si la resistencia serie del modelo experimenta una variación constante, entonces existirá un sesgo en la estimación de la capacidad del sistema. La amplitud del mismo depende, de la velocidad de variación de la resistencia, y del valor de la capacidad a estimar. Por lo general, las variaciones de resistencias esperadas se encuentran en el rango de milésimas de miliohms, por lo que en condiciones normales no se encuentran grandes desviaciones respecto a los valores de capacidad C_p estimada. Por otro lado, se destaca que la estimación de la resistencia serie no posee sesgo. Como resultado, sería posible obtener la estimación de los elementos del MCE del SC a partir de:

$$\hat{C}_p(t) \approx 1/\hat{\theta}_1(t) \quad (7.11.1)$$

$$\hat{r}_\Omega(t) = \hat{\theta}_2(t) \quad (7.11.2)$$

7.2.3.2. MCE variante en el tiempo para BL y BFRV

De forma análoga a lo expresado en la sección anterior, es presentada la transformación para obtener los elementos del MCE a partir de los parámetros estimados, considerando adicionalmente, el hecho de que estos puedan ser variantes en el tiempo. Para el MCE de orden dos presentado en la Figura 7.4.b, es posible determinar las ecuaciones dinámicas variantes en el tiempo:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}I = \\ \begin{bmatrix} \dot{x}_p \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & -1/(r_2(t)C_2(t)) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_p \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{C_p(t)} \\ \frac{1}{C_2(t)} \end{bmatrix} I \\ y = \mathbf{C}\mathbf{x} + \mathbf{D}I = \begin{bmatrix} 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_p \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} r_\Omega(t) \end{bmatrix} I \end{cases} \quad (7.12.1)$$

$$\begin{cases} y = \mathbf{C}\mathbf{x} + \mathbf{D}I = \begin{bmatrix} 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_p \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} r_\Omega(t) \end{bmatrix} I \end{cases} \quad (7.12.2)$$

Es posible observar que la matriz \mathbf{C} no depende de elementos variantes en el tiempo, lo cual simplifica el desarrollo presentado a continuación. En primer lugar, considerando la variación temporal de los parámetros, al tomar la primer y segunda derivada de forma de expresar el sistema en la FCGF, puede encontrarse:

$$\begin{cases} \dot{z}_1 = z_2 & (7.13.1) \\ \dot{z}_2 = \ddot{I}\theta_1(t) + \dot{I}\theta_2(t) + I\theta_3(t) + z_2\theta_4(t) & (7.13.2) \\ y = z_1 & (7.13.3) \end{cases}$$

donde los elementos θ_i con $i = 1, 2, 3, 4$ tienen la siguiente forma:

$$\theta_1(t) = r_\Omega(t) \quad (7.14.1)$$

$$\theta_2(t) = \frac{1}{C_p(t)} + \frac{1}{C_2(t)} + \dot{r}_\Omega(t) + \frac{1 + (C_2\dot{r}_2)}{C_2r_2} \quad (7.14.2)$$

$$\theta_3(t) = -\frac{1}{C_2^2r_2} + \frac{1 + (C_2\dot{r}_2)}{C_2r_2} \left[\frac{1}{C_1} + \frac{1}{C_2} + \dot{r}_\Omega \right] + \ddot{r}_\Omega - \frac{\dot{C}_p}{C_p^2} - \frac{\dot{C}_2}{C_2^2} \quad (7.14.3)$$

$$\theta_4(t) = -\frac{1 + (C_2\dot{r}_2)}{C_2r_2} \quad (7.14.4)$$

Asumiendo que los elementos del sistema son lentamente variantes, entonces es posible despreciar los términos relacionados con la variación temporal de las derivadas de los parámetros. Si bien esto último no es evidente de las expresiones (7.14), los resultados de estimación del Capítulo 8 respaldan esta hipótesis. Teniendo estos últimos aspectos en consideración, surge que los valores para los elementos del MCE de orden dos para BL y BFRV pueden hallarse como:

$$r_\Omega(t) = \theta_1(t) \quad (7.15.1)$$

$$r_2(t) \approx -\frac{\theta_2(t) + \theta_1(t)\theta_4(t) + \theta_4/\theta_3(t)}{\theta_4(t)} \quad (7.15.2)$$

$$C_p(t) \approx -\frac{\theta_4}{\theta_3} \quad (7.15.3)$$

$$C_2(t) \approx -\frac{1}{\theta_2(t) + \theta_1(t)\theta_4(t) + \theta_4/\theta_3(t)} \quad (7.15.4)$$

Las expresiones presentadas en las ecuaciones (7.14) permiten determinar cotas para la máxima variación temporal de los parámetros del MCE, independientemente del tipo de algoritmo de estimación utilizado. Es decir, incluso con un algoritmo de estimación ideal, capaz de obtener los elementos del regresor, las expresiones para recuperar los elementos del MCE sólo serán exactas al considerar la variación temporal de los elementos del modelo. Por lo tanto, ha quedado en evidencia que al llevar el sistema a la FCGF, es fundamental evaluar cuidadosamente el comportamiento esperado para los elementos del modelo, de forma de evitar sesgos en los resultados de las estimaciones.

7.2.4. Paso 4: pérdida de persistencia e inyección de señales persistentes.

Los pasos anteriormente descritos, pueden ser aplicados siempre que el regresor sea lo suficientemente persistente. Como ha sido explicitado y discutido a lo largo del Capítulo 6, los motivos que llevan a la pérdida de la persistencia son numerosos. Sin embargo, si se cuenta con un modelo elegido adecuadamente, es plausible indicar que la pérdida de persistencia es debido a la falta de contenido armónico en la demanda de potencia de los MANC. En condiciones normales, es deseable que el perfil de demanda sea lo suficientemente persistente el tiempo necesario para garantizar la validez de los parámetros estimados. Sin embargo, debido a la naturaleza fluctuante de las demandas de potencia, pueden existir períodos en los cuales la PE caiga. Si esto ocurre, el proceso de estimación regresa al **Paso 2**, y la estimación es mantenida en pausa, siempre que $\lambda_{min}(\mathcal{R}(t)) < \lambda_{ON}$.

Teniendo esto en consideración, surge la pregunta de si es posible realizar alguna acción cuando $\lambda_{min}(\mathcal{R}(t)) < \lambda_{ON}$ durante largos períodos, es decir, cuando no se cuenta con información actualizada de los parámetros del sistema, debido a que no es posible estimar.

Particularmente en aplicaciones de tipo estacionarias, cuando se cuenta con conexión a red, es posible realizar la *inyección* de señales persistentes en el perfil de corriente de los MANC. Esto es realizado mediante un intercambio de energía entre la red y el sistema de almacenamiento, sin afectar la demanda de potencia de la carga. En estas condiciones, debe diseñarse un perfil de corriente adecuado para lograr activar el proceso estimación, y luego mantener el mínimo autovalor de $\mathcal{R}(t)$

por encima del umbral $\lambda_{min}(\mathcal{R}(t)) > \lambda_T$ durante un período lo suficientemente largo como para validar la estimación de parámetros del sistema.

Las señales típicamente utilizadas para realizar la estimación de parámetros son del tipo pseudo-aleatorias. Estas son ondas de tipo cuadradas, es decir que alternan entre un valor positivo y negativo, como puede observarse en la Figura 7.5. Estas son secuencias periódicas, por lo cual es posible elegir el período de la misma de acuerdo al rango de frecuencias que se desea excitar en el sistema. Debido a que las señales de tipo cuadradas no son recomendadas para ser utilizadas en sistemas de almacenamiento, y a las limitaciones de los diferenciadores, es recomendable filtrar las señales de referencia generadas. Alternativamente, también pueden ser empleadas sinusoides de distinta frecuencia, o señales diseñadas ad-hoc.

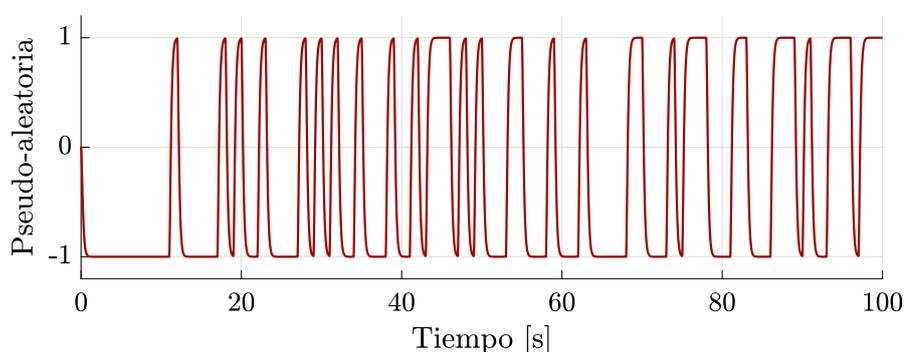


Figura 7.5: Ilustración de una señal pseudo-aleatorias filtrada.

7.2.5. Paso 5: estimación de los estados del sistema de almacenamiento

Una vez que se cuente con parámetros adecuadamente validados, es posible utilizarlos para realizar la estimación de los estados eléctricos del modelo (como por ejemplo la TCA), así como para inferir los estados SoC y SoH a través de los procedimientos descritos en el Capítulo 3.

Mediante la conjunción de los pasos previamente descritos, queda definida la **metodología de estimación en tiempo real** para sistemas de almacenamiento. Para su correcta aplicación, es necesario tener en consideración los aspectos relacionados con el sistema en el cual se emplea. Por ejemplo, en el caso de aplicaciones móviles, no sería posible efectuar la inyección de una señal persistente cuando el VE se encuentra en movimiento. Un diagrama en bloques de la metodología planteada, que condensa los pasos del 0 al 5, detallados previamente puede ser observado en la Figura 7.6.

Debe remarcarse que el diagrama en bloques es ilustrativo, y es presentado para orientar al lector en el seguimiento de los pasos, pero el proceso de estimación y vinculación de las variables no es lineal. Múltiples tareas son realizadas

simultáneamente, tales como la evaluación del mínimo autovalor de $\mathcal{R}(t)$. También, puede notarse que es asumido que los diferenciadores por MD proveen estimaciones válidas de las derivadas de las corrientes y tensiones durante todo el proceso de estimación. Sin embargo, en caso de detectar que los diferenciadores salen de su superficie de deslizamiento, la estimación debe pausarse, y las ecuaciones (7.5) reinicializadas en cero. Esto último, se realiza para evitar estimar con variables no válidas en el regresor.

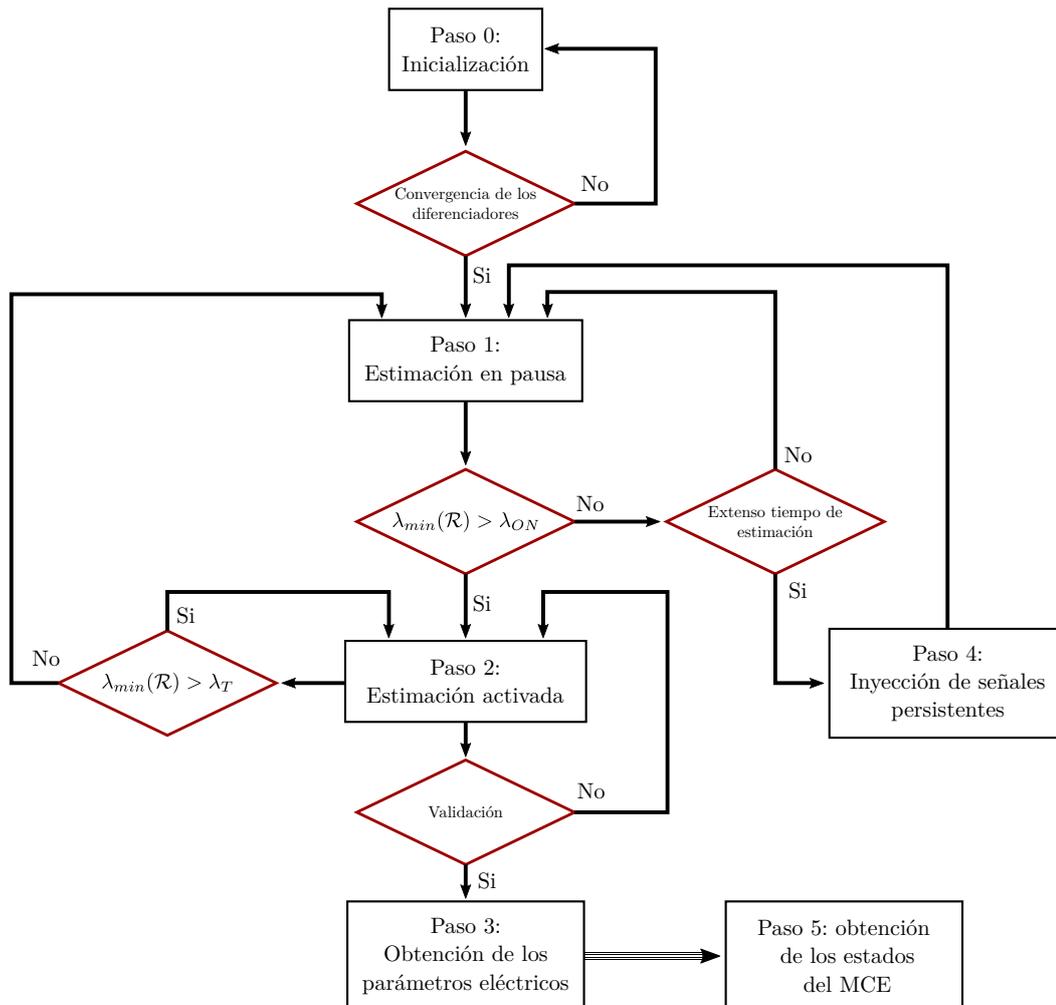


Figura 7.6: Esquema ilustrativo de la metodología de estimación diseñada.

7.3. Algunos aspectos prácticos

El ajuste de la metodología de estimación presentada, depende de los aspectos relacionados con la aplicación en la cual sea empleada. Por lo tanto, el ajuste de: el tiempo de convergencia de los diferenciadores, los umbrales de persistencia establecidos, los parámetros del estimador empleado, etc., se deben realizar de acuerdo a un estudio empírico de los resultados obtenidos.

7.3.1. Acondicionamiento de corrientes y tensiones

Entre los aspectos más relevantes a destacar, se incluye la necesidad de filtrar las variables de corriente y tensión de los MANC. Si bien aún no han sido abordados los aspectos relacionados con la implementación de estos algoritmos, es necesario realizar un adecuado acondicionamiento y filtrado de las señales relevadas con el objeto de evitar *aliasing* en las señales relevadas. A partir del estudio de la PE en el Capítulo 5, queda en evidencia que el filtrado no debería deteriorar (teóricamente) la PE de las señales relevadas. Sin embargo es necesario considerar cuidadosamente qué tipo de filtro son utilizados. Adicionalmente, un adecuado acondicionamiento de las señales medidas, relaja los requerimientos de los diferenciadores por MD. En particular, cuando el ruido se encuentra en alta frecuencia, ha sido demostrado que los diferenciadores son capaces de rechazar estas componentes.

7.3.2. Reducción de *chattering* de los diferenciadores

Los diferenciadores por MD, no son algoritmos ideales, sino que generan un ruido de alta frecuencia, comúnmente llamado *chattering*, el cual aparece como resultado de la implementación de las funciones tipo signo, cuando la velocidad de conmutación es finita. En otras palabras, dado que no es posible conmutar a velocidad infinita, este fenómeno se presenta en las estimaciones de las corrientes, tensiones y derivadas, e indefectiblemente afecta a los resultados de la estimación de parámetros. Por lo tanto, si se desea reducir el nivel de *chattering* presente en el regresor lineal, también es factible considerar realizar el filtrado de las variables que conforman al regresor lineal. Esto último, prestando especial atención a no comprometer en exceso el nivel de PE del regresor. Adicionalmente, de acuerdo a lo discutido en [139], realizar el filtrado de las variables del regresor lineal no debería afectar la estimación de parámetros constantes o lentamente variantes.

Otras alternativas, incluyen evaluar el uso de diferentes algoritmos de diferenciación. Han sido recientemente desarrollados algoritmos de diferenciación por MD con ganancia variable, de forma de lograr reducir el nivel de *chattering* presente en las estimaciones sin perjudicar la precisión de los mismos [192].

7.3.3. Análisis de los resultados de estimación

Los algoritmos de estimación, deben ser capaces de rechazar el contenido espurio en las señales utilizadas para conformar al regresor. En función de lo presentado en las subsecciones anteriores, estos pueden ser tanto contenido espurio contenido en las señales de corrientes y tensiones, como ruido artificialmente generado en el proceso de diferenciación. Siempre que la relación señal/ruido sea buena,

los algoritmos clásicos de estimación son capaces de rechazar estos contenidos indeseados. Sin embargo, dependiendo del tipo de ruido incluido en las señales a utilizar, será posible visualizar diferentes resultados, y cómo distintas estrategias de estimación o diferenciación poseen diferentes virtudes. En el caso particular del RLS, el factor de olvido posee un papel fundamental en el rechazo a señales espurias en las mediciones. Considerar ventanas de olvido más amplias tiende a reducir la susceptibilidad del estimador a los contenidos indeseados.

A pesar de la capacidad de rechazo al ruido del método de estimación empleado, los resultados de estimación obtenidos de forma continua, no son necesariamente representativos de las variaciones de los parámetros del sistema. Por lo tanto, realizar un filtrado de las variables de salida del proceso de estimación también es una estrategia adecuada. En otras palabras, dado que los parámetros del sistema deberían poseer un tipo de variación lenta, es buena práctica filtrar los resultados parciales de estimación, para evaluar su variación en un amplio rango de funcionamiento.

7.3.4. Notas sobre la metodología presentada

La metodología desarrollada en este capítulo, permite llevar a cabo las estimaciones para un único sistema de almacenamiento, y habiendo adoptado para el mismo un único MCE. Sin embargo, podría correrse en paralelo otro proceso de estimación, configurado con diferentes parámetros, de forma de obtener información de otros elementos de los MANC, tal y como es el caso del nivel de auto-descarga en los sistemas de almacenamiento.

A su vez, podrían incorporarse en este esquema diferentes métodos de estimación de parámetros, algunos de los cuales fueron brevemente discutidos en el Capítulo 5, y evaluarse el desempeño de los distintos esquemas de estimación, utilizando el mismo regresor lineal.

Por otro lado, puede destacarse que si la única medida de tensión disponible en un MANC es la tensión en bornes de los módulos, no tiene caso intentar estimar parámetros internos de las celdas, puesto que serían inaccesibles. Simultáneamente, realizar una estimación del SoH o SoC para cada celda de almacenamiento puede ser en muchos casos impráctico. Sin embargo, en caso de disponer medidas de las tensiones y corrientes individuales de celdas, podría emplearse el método propuesto para cada una de las celdas que componen los módulos.

7.3.5. Determinación de los umbrales λ_{ON} y λ_T

Los umbrales de estimación, deben decidirse a partir de un estudio del comportamiento del sistema. Puntualmente en el Capítulo 6, fueron presentados distintos perfiles de potencia para aplicaciones estacionarias y móviles. Empleando estos

últimos, junto con algún modelo predefinido para los MANC, es posible realizar un estudio de los valores esperados para el mínimo autovalor de $\mathcal{R}(t)$. Vale la pena mencionar, que alternativamente, podría evaluarse el número de condición de $\mathcal{R}(t)$, pero fue encontrado que la disminución de $\lambda_{min}(\mathcal{R}(t))$ es más rápida que la de $\lambda_{max}(\mathcal{R}(t))$ por lo cual emplear el mínimo autovalor es más conservativo. Emplear un umbral de estimación λ_{ON} bajo, no es un inconveniente siempre que las condiciones de persistencia puedan ser garantizadas. Sin embargo, la selección de un umbral de estimación elevado podría significar no contar con estimaciones, lo cual es particularmente problemático en aplicaciones de tipo vehicular.

7.4. Resumen

En este capítulo fue presentada una metodología desarrollada para llevar a cabo eficientemente la estimación de parámetros y estados de MANC. Esta, posee el principal objetivo de vincular los procesos de estimación de parámetros y estados. La misma ha sido presentada como una serie de pasos, en los cuales han sido considerados diversos aspectos prácticos de los algoritmos empleados.

En primer lugar, comenzando por los algoritmos de diferenciación por MD, fueron abordados aspectos relacionados con la evaluación de la convergencia de los mismos. Conocer en qué momento estos convergen, es esencial para conformar el regresor lineal y comenzar con el proceso de estimación.

En segundo lugar respecto al algoritmo de estimación de parámetros, fueron estipuladas las condiciones requeridas para llevar a cabo el proceso de estimación, a partir de consideraciones relacionadas con el nivel PE. Simultáneamente, esto permite garantizar la validez de los resultados de estimación obtenidos, lo cual es fundamental para extraer posteriormente, mediciones fehacientes de los estados SoC y SoH.

La metodología desarrollada en este capítulo es genérica, en el sentido de que los múltiples parámetros de ajuste de la misma dependen en última instancia de la aplicación en la cual sea utilizada. Teniendo esto en consideración, han sido desarrollados los pasos requeridos para emplear esta herramienta tanto en aplicaciones móviles como estacionarias. Una vez formalizada esta metodología, es factible realizar en el próximo capítulo, la presentación de los principales resultados obtenidos en el marco de esta tesis.

Capítulo 8

Principales resultados

La metodología de estimación presentada en el capítulo anterior, puede aplicarse en una amplia variedad de sistemas de almacenamiento. En particular, en este capítulo son presentados los principales resultados obtenidos en aplicaciones móviles y estacionarias, para las cuales son empleados como sistemas de almacenamiento BL, SC y BFRV.

Los resultados se encuentran organizados de la siguiente manera. Por un lado se realiza una presentación de los mismo para aplicaciones móviles y por otro, para aplicaciones estacionarias. En aplicaciones estacionarias son consideradas únicamente BFRV, y en aplicaciones móviles SC y BL. En cada sección es presentado el perfil de corriente considerado, luego los resultados de estimación de parámetros de los modelos adoptados, y finalmente la evaluación de los estados SoC y SoH.

En último lugar, son brevemente discutidos los estudios realizados para comparar las estimaciones obtenidas empleando diferentes esquemas de diferenciación por MD. Complementariamente, empleando los algoritmos de estimación desarrollados en el marco de esta tesis, son presentados los resultados parciales obtenidos para la estimación de parámetros en pacientes ventilados mecánicamente, y en modelos electroquímicos de sistemas de almacenamiento.

8.1. Estimación de parámetros en aplicaciones móviles

Recapitulando algunos aspectos presentados en capítulos anteriores, a continuación se resume la problemática de la estimación de parámetros de sistemas de almacenamiento empleados en aplicaciones móviles. En primer lugar, contar con una adecuada caracterización de los MANC es fundamental para garantizar tanto los requerimientos de velocidad y aceleración del vehículo como la seguridad de los usuarios. Adicionalmente, realizar un seguimiento del SoH de los sistemas de almacenamiento es primordial en aras de maximizar la eficiencia en el uso de estos

sistemas.

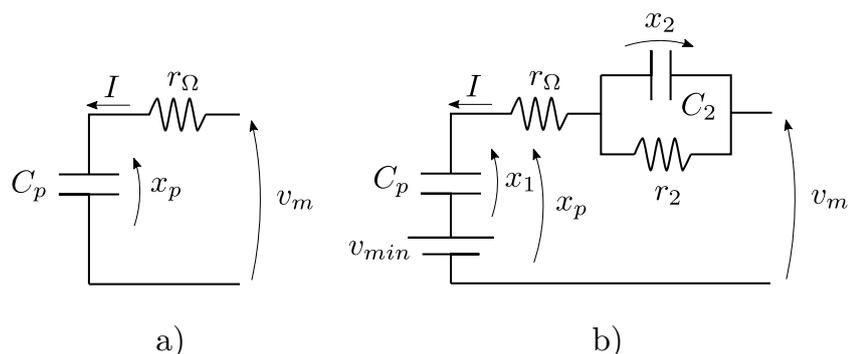


Figura 8.1: Modelos de circuito eléctrico empleados. a) MCE para SC. b) MCE para BL.

Por otro lado, no se cuenta en la actualidad con un gran caudal de datos relacionados con el envejecimiento de los MANC en aplicaciones vehiculares. La amplia mayoría de los estudios realizados para evaluar las variaciones de parámetros internos de los MANC con el envejecimiento, son realizados en condiciones controladas de laboratorio, lo cual no permite emular las condiciones reales de operación de estos módulos. Es por esto último, que contar con métodos que permitan caracterizar a los sistemas de almacenamiento en tiempo real, es fundamental para evaluar el desempeño de las estrategias de control utilizadas, así como también realizar análisis de cómo las condiciones reales de operación afectan a los sistemas de almacenamiento.

8.1.1. Características de los sistemas de almacenamiento

Dado que los VE utilizan en una amplia mayoría BL, y alternativamente SC, en esta sección se considera un SH conformado por estas dos tecnologías de almacenamiento (Observar Figura 8.2). Es asumido que se posee un único banco de SC y cuatro módulos de BL con idénticas características nominales. Si bien los SC con empleados como sistema auxiliar en una amplia variedad de aplicaciones de electrónica (notebooks, tables, teléfonos celulares, etc.) su uso en aplicaciones vehiculares es menos frecuente. Sin embargo, las ventajas que podría traer aparejada su inclusión son considerables, de acuerdo a lo discutido en el capítulo 2 de esta tesis. Sucintamente, mediante la combinación de diferentes tecnologías de almacenamiento, es posible mejorar el desempeño del sistema, y aumentar su vida útil.

Para realizar una evaluación de los resultados del proceso de estimación, en principio es considerada una planta por simulación, conformada modelando a los MANC con MCE con parámetros variantes en el tiempo e incluyendo una variación no lineal para la capacidad principal C_p . De esta forma, es posible disponer de

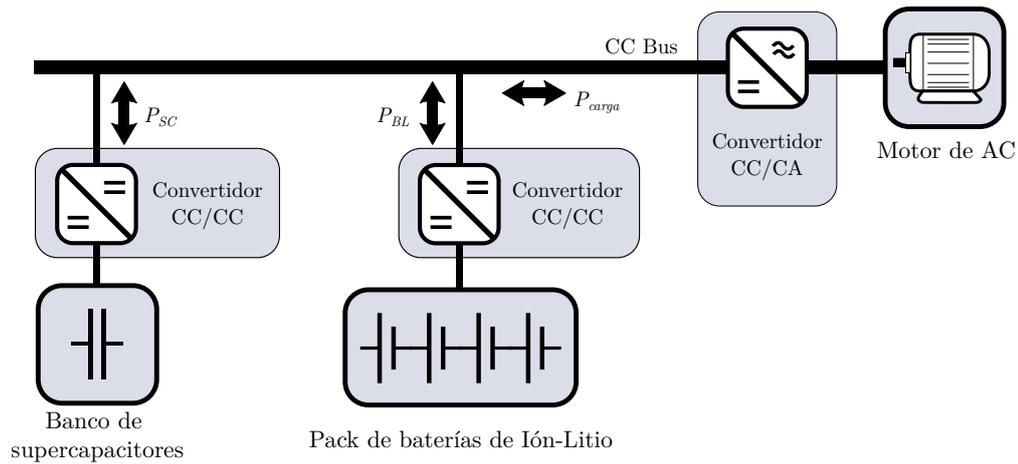


Figura 8.2: Esquema de conexión paralela indirecta para SC y BL en un VE.

los resultados del proceso de estimación así como de los parámetros reales del modelo. Las variaciones de los parámetros del sistema son seleccionadas con el

Tabla 8.1: Parámetros nominales del modelo de banco de SC empleado.

Parámetros	Valores
Capacidad nominal (C_{pN})	8 F
Resistencia serie (r_{Ω})	0.01 m Ω
Tensión nominal del banco (V_N)	430 V

Tabla 8.2: Parámetros nominales del modelo de BL empleado.

Parámetros	Valores
Capacidad nominal (Q_N)	36 Ah
Resistencia serie (r_{Ω})	0.05 m Ω
Capacidad de polarización (C_2)	70 F
Resistencia de polarización (r_2)	0.065 m Ω
Tensión nominal por módulo (V_N)	102 V

objetivo de evaluar el desempeño del estimador. Para esto se consideran variaciones típicas en sistemas de almacenamiento (tales como la variación de la TCA con la carga), así como variaciones atípicas, o deterioros *forzosos* en los parámetros de los MANC: saltos abruptos en los valores de las resistencias serie del modelo y decaimiento constante de la capacidad de almacenamiento. Los valores nominales de los parámetros de los sistemas empleados se encuentran listados en las Tablas 8.1 y 8.2. Estos se corresponden con los elementos de la Figura 8.1.

8.1.2. Perfil de corriente y convergencia de los diferencia- dores

En lo que respecta al perfil de corriente y características del vehículo empleado, son utilizados los perfiles de potencia presentados en el Capítulo 6 en la Sección 6.2. En particular, en esta sección son presentados los resultados obtenidos empleado el perfil UDDS de conducción vehicular, y son seleccionados los primeros 400 segundos del mismo. En la Figura 8.3 pueden observarse los perfiles de corriente y tensión de un módulo de BL, y en la Figura 8.4 los perfiles resultantes para el banco de SC.

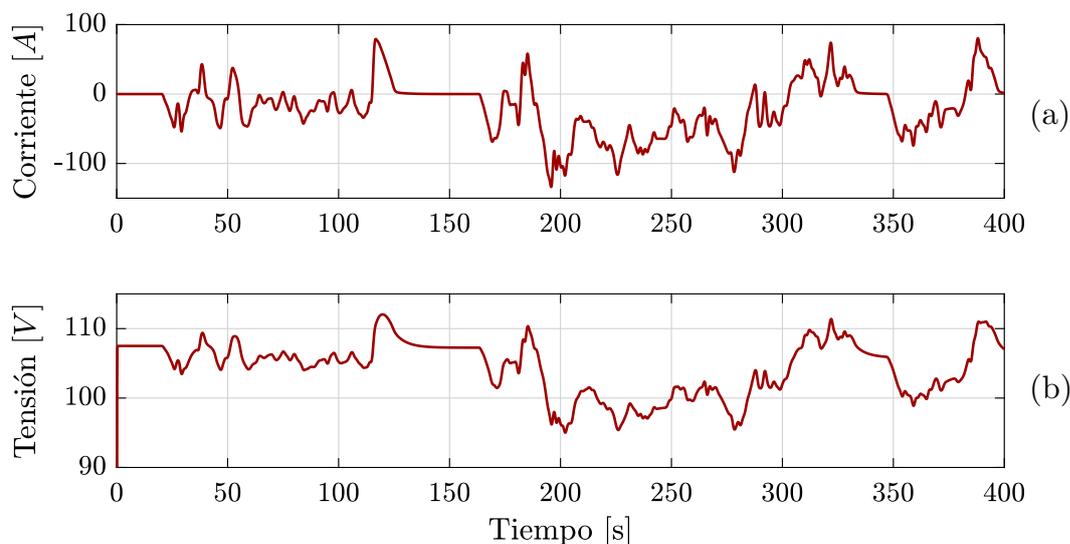


Figura 8.3: Corriente y tensión en bornes de un módulo de BL.

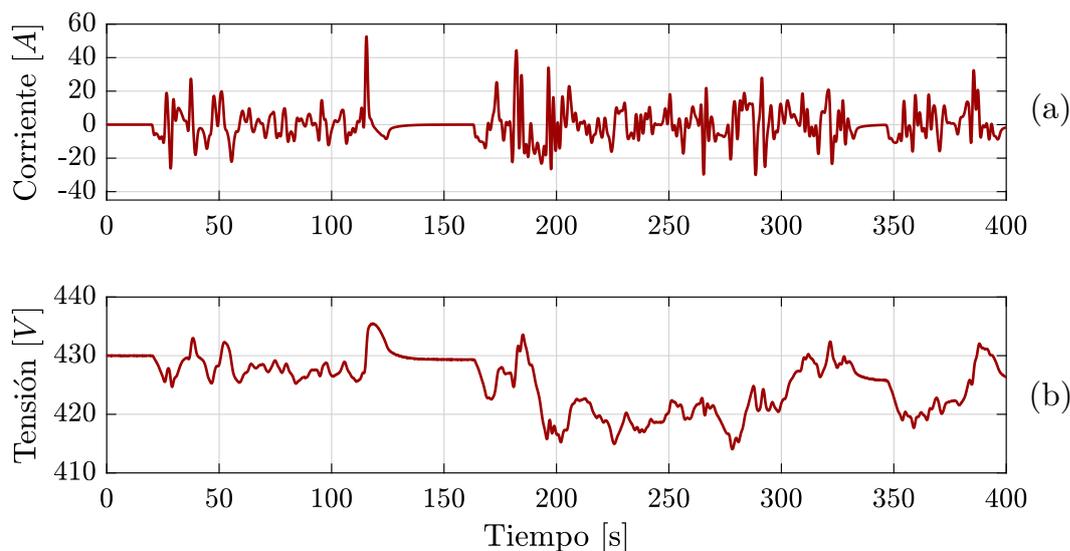


Figura 8.4: Corriente y tensión en bornes del banco de SC.

Empleando estos perfiles, es posible hallar las cotas de Lipschitz necesarias para garantizar la convergencia y permanencia de los diferenciadores utilizados, de

acuerdo a lo presentado en la Sección 7.2.0. Los valores resultantes para los cuatro diferenciadores requeridos pueden observarse en la Tabla 8.3. Para realizar las estimaciones de parámetros son requeridos dos diferenciadores para cada sistema de almacenamiento, para realizar el cómputo de las derivadas de corriente y tensión. Por otro lado, con la intención de enfocar los resultados presentados en el des-

Tabla 8.3: Cotas de Lipschitz para los diferenciadores empleados.

Parámetros	Valores
Cota de Lipschitz de \ddot{v}_m para BL L_{BLV}	320 [V/s ³]
Cota de Lipschitz de \ddot{I} para BL L_{BLI}	750 [V/s ³]
Cota de Lipschitz de \ddot{v}_m para SC L_{SCV}	350 [V/s ²]
Cota de Lipschitz de \ddot{I} para SC L_{SCV}	180 [V/s ²]

empeño del sistema de estimación, las cotas de Lipschitz seleccionadas garantizan que durante todo el período de estimación se cumple $\hat{\varphi}(t) \approx \varphi(t)$. En secciones posteriores, son analizados algunos aspectos relevantes respecto a las características de los diferenciadores empleados. Utilizando los parámetros indicados para

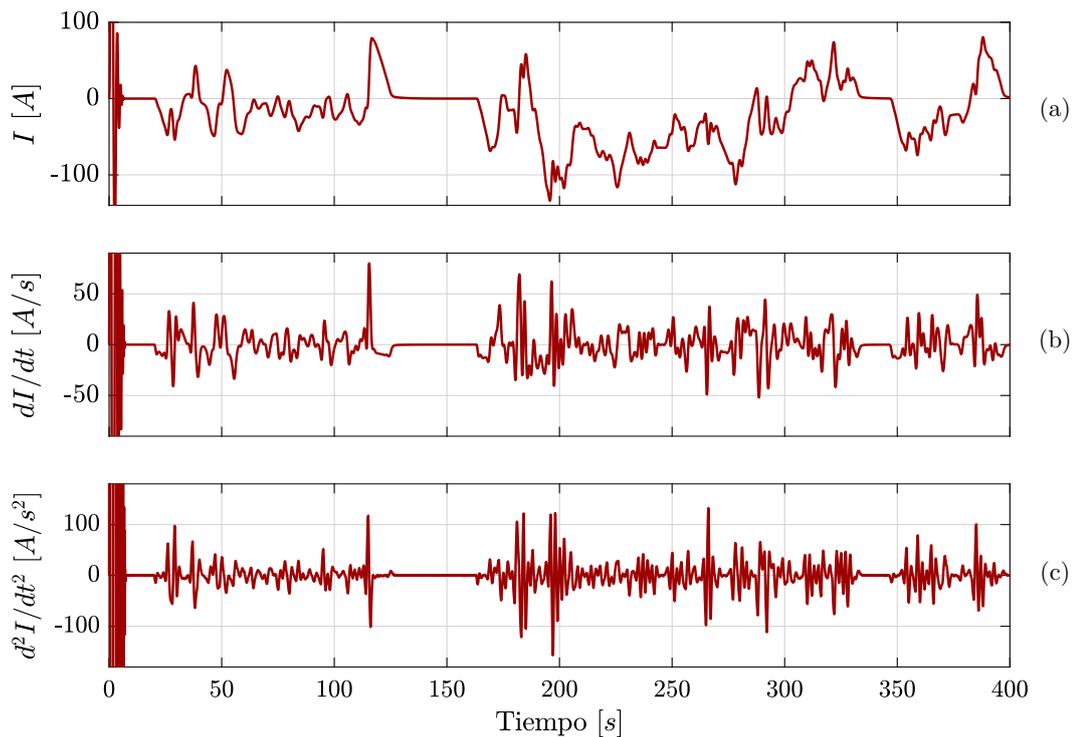


Figura 8.5: Estimaciones de la corriente en bornes de un módulo de BL (I) y sus derivadas de primer y segundo orden.

los diferenciadores, es posible realizar el cálculo de las derivadas de corrientes y tensiones. Para el caso de los perfiles de un módulo de BL estas son presentadas en las figuras 8.5 y 8.6. Por otro lado, las estimaciones de las derivadas de corriente y tensión para el banco de SC pueden observarse en las figuras 8.7 y 8.8.

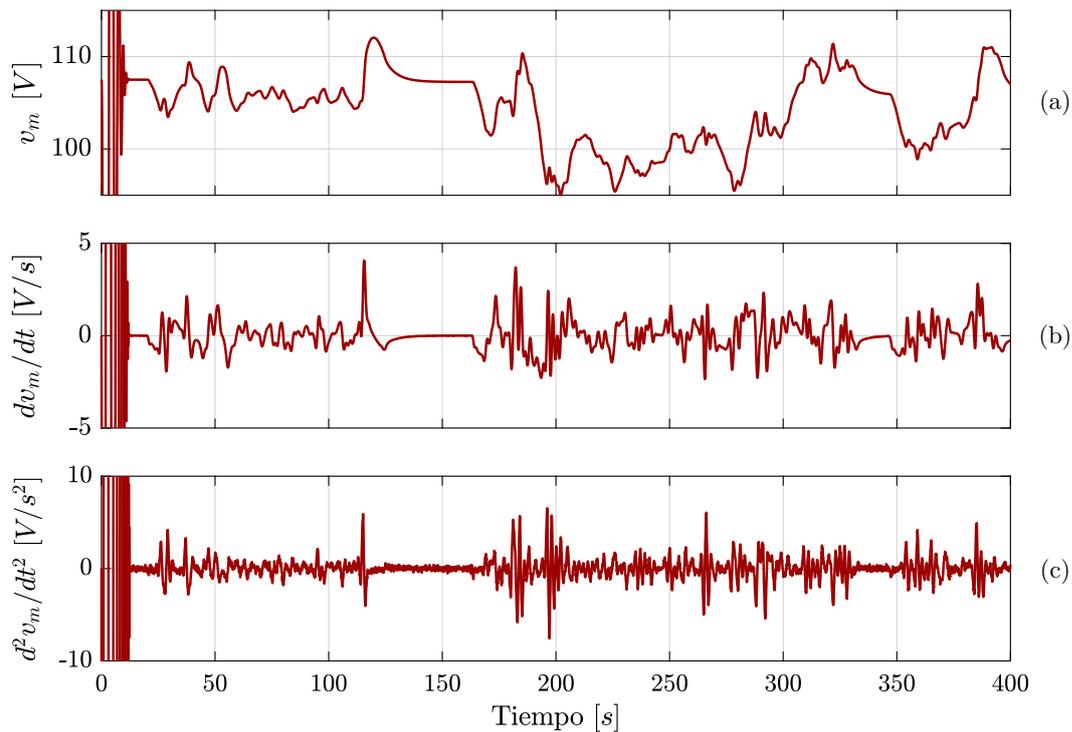


Figura 8.6: Estimaciones de la tensión medida en bornes de un módulo de BL (v_m) y sus derivadas de primer y segundo orden.

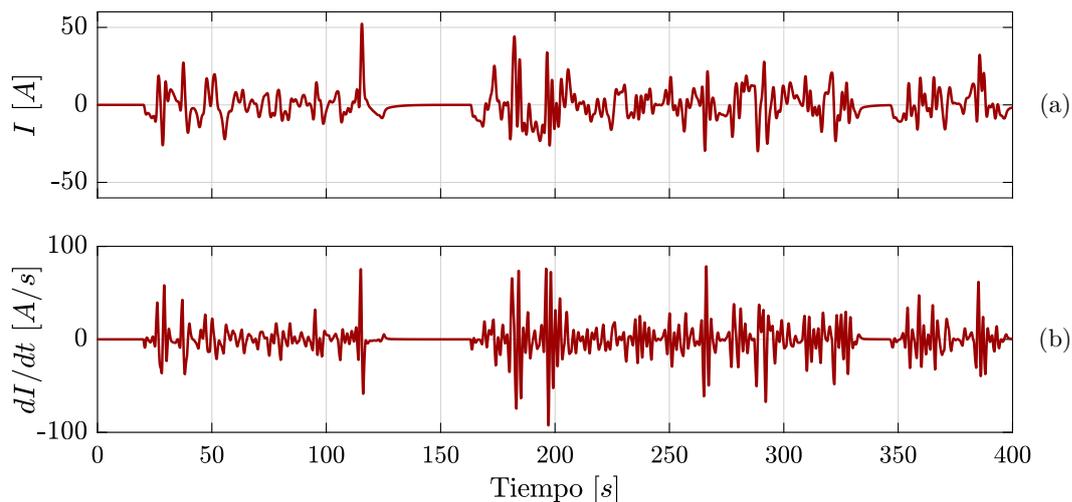


Figura 8.7: Estimaciones de la corriente en bornes del banco de SC (I) y sus derivadas de primer y segundo orden.

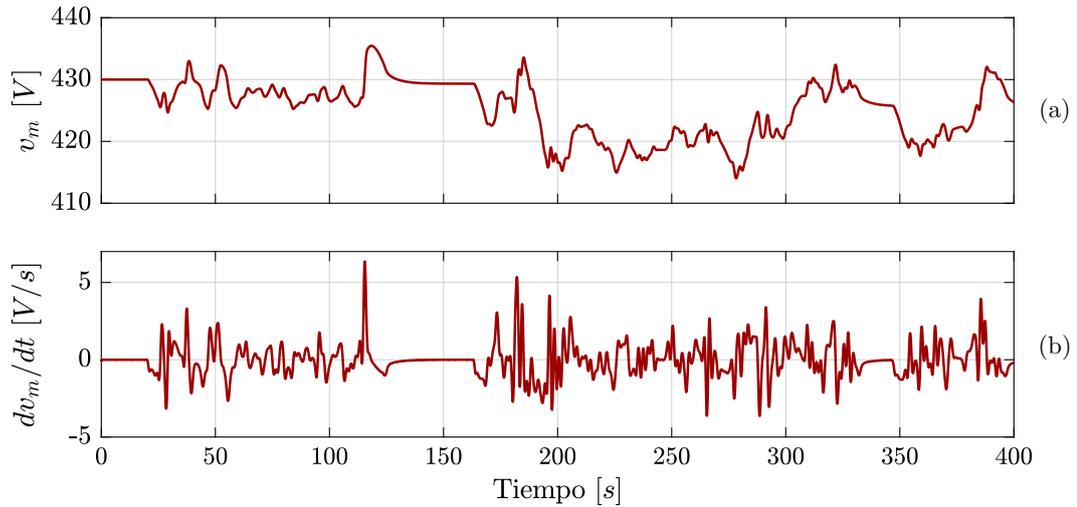


Figura 8.8: Estimaciones de la tensión medida en bornes del banco de SC (v_m) y sus derivadas de primer y segundo orden.

8.1.3. Resultados de la estimación de parámetros eléctricos del MCE en BL

Para estimar los parámetros de los MANC considerados, se asume que los mismos se encuentran operando en un VE cuya velocidad de desplazamiento se corresponde con el perfil de conducción UDDS. Adicionalmente, es empleada la metodología de estimación presentada en el Capítulo 7, utilizando un RLS con factor de olvido, sin ganancia variable y los diferenciadores FSMD. Este esquema, ha sido empleado en los resultados obtenidos en [186].

En primer lugar, se enseñan los resultados obtenidos sin contenido espurio en las señales de tensiones y corrientes del sistema, las cuales se han presentado en la Figura 8.3. Empleando la configuración indicada, se obtienen los resultados de estimación de parámetros presentados en la Figura 8.9. La ventana inicial de aproximadamente 50s en la cual no se cuenta con estimaciones, se debe a la falta de persistencia al comienzo del ciclo de conducción. En este caso, los parámetros empleados para la configuración del estimador son:

$$q_{BL} = 0,15$$

$$G_{BL} = 3,95 \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

donde el subíndice BL es empleado como indicativo del sistema de almacenamiento en el cual es empleado. Por otro lado, puede observarse en la Figura 8.10.a,

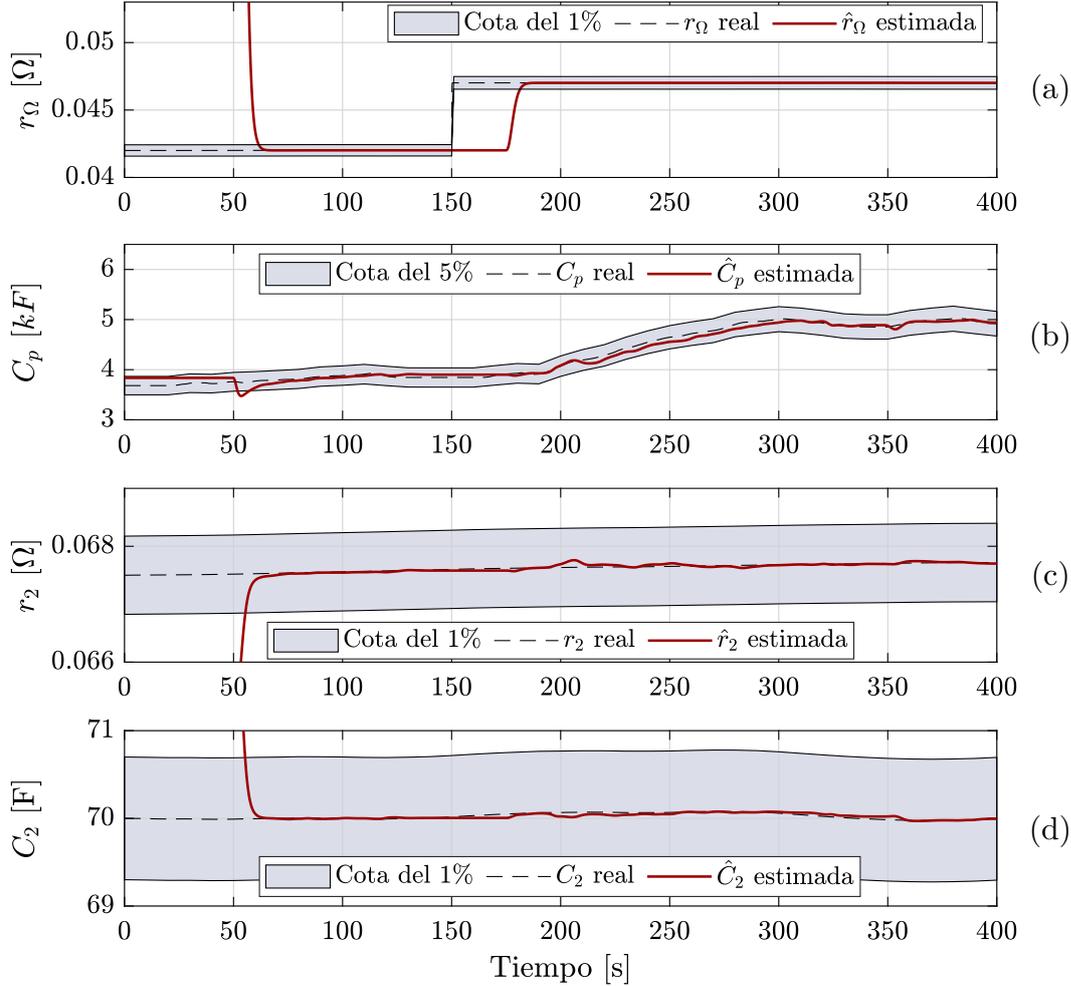


Figura 8.9: Resultados de estimación de parámetros de la BL sin ruido en las mediciones de corriente y tensión.

la evolución del mínimo autovalor de $\mathcal{R}(t)$, y los valores seleccionados para λ_T y λ_{ON} . Para los valores utilizados, el tiempo de convergencia del estimador para contar con parámetros validados es de aproximadamente 25 segundos, como puede visualizarse en la Figura 8.10.b. Puede observarse que los parámetros estimados convergen a los parámetros reales del modelo, con una velocidad mucho mayor que la velocidad brindada por la cota T_e . Esto se debe a que la cota utilizada es sumamente pesimista, habida cuenta de que no considera la evolución de $\lambda_{min}(\mathcal{R}(t))$, sólo que este se encuentre por sobre el valor de umbral λ_T . En caso de que el valor de T_e resultante no sea apto para los requerimientos de la aplicación, esto puede ser solucionado considerando mayores ganancias para \mathbf{G} así como empleando el método de ganancia variable, lo cual es discutido más adelante.

En la ventana de tiempo comprendida entre los 150 y 170 segundos, el vehículo permanece estático, y la demanda de corriente tiende a cero (Observar figuras 8.3 y 8.10). Como resultado, se pierde persistencia, y el proceso de estimación es pausado. Por lo tanto, en esta ventana los parámetros estimados permanecen cons-

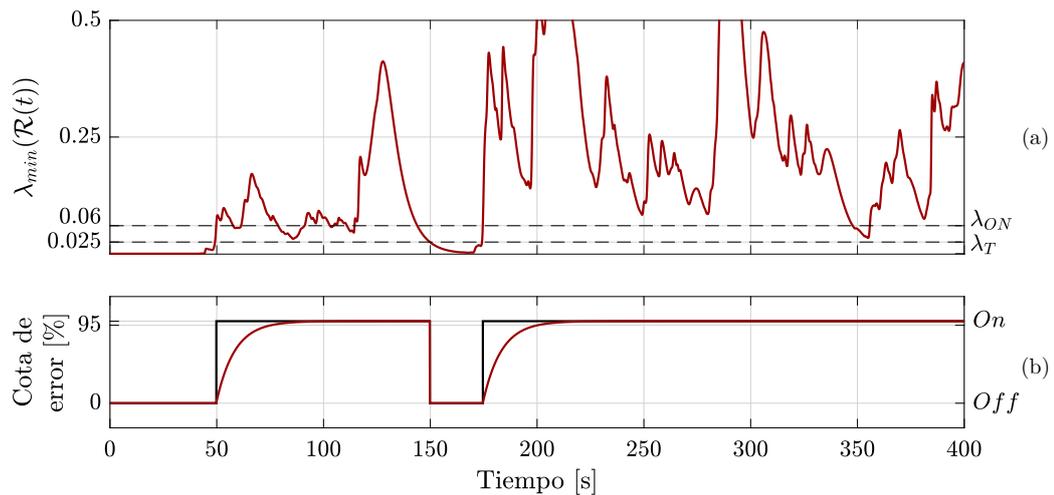


Figura 8.10: Análisis de la PE para el período seleccionado. a) Evolución de $\lambda_{min}(\mathcal{R}(t))$ y umbrales seleccionados. b) Períodos de estimación y cota para la convergencia de los parámetros.

tantes. Una vez que el vehículo comienza a desplazarse nuevamente, la demanda de potencia crece, y es factible continuar con la estimación.

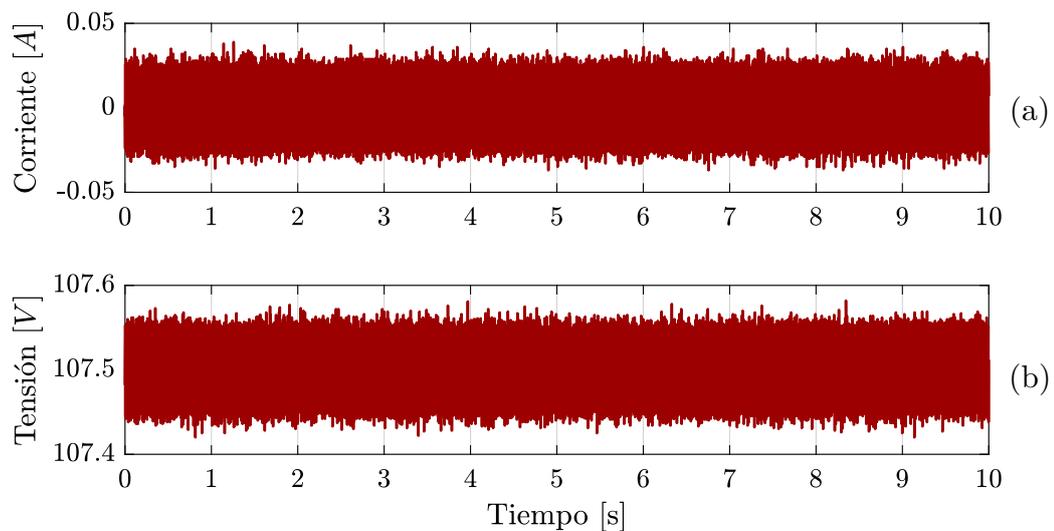


Figura 8.11: Corriente y tensión en bornes de un módulo de BL.

Luego en una segunda etapa, es agregado ruido blanco filtrado, disponible entre los elementos del software de simulación empleado (Matlab Simulink), y un bloque de cuantización de los datos muestreados, para simular el efecto de poseer un largo de palabra finito para la representación de las señales medidas. En este caso se ha empleado un intervalo de cuantización de $1 \cdot 10^{-3}$. Una porción de las señales de corriente y tensiones resultante puede observarse en la Figura 8.11. Por otro lado, los resultados de estimación pueden observarse en la Figura 8.12. En esta puede observarse como a pesar del nivel de ruido contenido en las señales de corrientes y tensiones, el estimador de parámetros provee resultados muy similares

a los anteriores. Se evidencia que adicionalmente, el parámetro más perjudicado es el θ_3 , del cual es obtenido el valor para la CI (Figura 8.12.b).

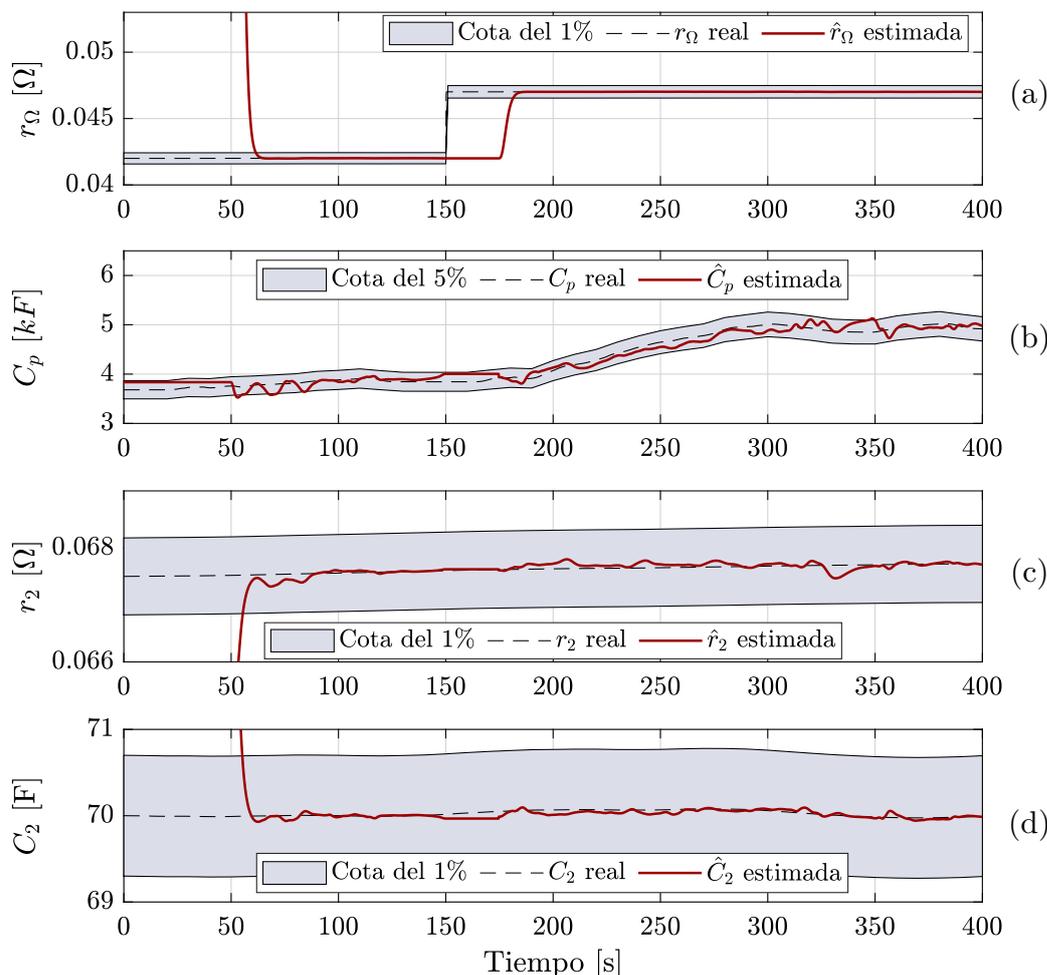


Figura 8.12: Resultados de estimación de parámetros de la BL con ruido en las mediciones de corriente y tensión.

Para evaluar los resultados de estimación, son comparados los valores reales de los MCE, con los brindados por el estimador. Si bien el RLS debería converger exponencialmente rápido a los valores reales, existen dos efectos que limitan esta posibilidad. Por un lado, el sesgo cometido por la utilización de corrientes y tensiones contaminadas con señales espurias: ruido aditivo, y chattering de los diferenciadores. Luego por otro lado, dado que los parámetros son lentamente variantes, el error del estimador no puede converger a cero. Por lo tanto, en términos prácticos para definir el tiempo de convergencia de la estimación de parámetros (T_e) se emplea una banda de error del 5%, la cual se corresponde con una elección de 3 constantes de tiempo de la cota exponencial de error del estimador ($n_\tau = 3$).

Puede notarse que adicionalmente, garantizar una convergencia a una banda del 5% para los parámetros θ_i , no es suficiente para que los elementos de MCE converjan a la misma banda de error. Por un lado, debido a que la banda de error a la cual converge el estimador es diferente para cada parámetro θ_i dado que depende

de las condiciones iniciales. Por otro lado, debido a las transformaciones requeridas para llevar los parámetros θ_i a los elementos del MCE (ver Sección 7.2.3). Sin embargo, empíricamente fue hallado que esta banda del 5% es lo suficientemente conservativa como para proveer estimaciones de los elementos de los MCE en una pequeña banda de error. En los resultados ilustrados en la Figura 8.12 pueden observarse las bandas de error para cada parámetro del MCE.

8.1.4. Estimación de índices de salud

La estimación de los elementos del MCE adoptado, permite inferir el SoH de los MANC. De acuerdo a lo presentado en el Capítulo 3, esto se realiza mediante el cálculo de índices asociados a distintos parámetros del sistema de almacenamiento evaluado. Uno de los índices presentados a continuación se encuentra relacionado con el valor de la resistencia serie de los módulos (\hat{K}_r), mientras que el otro índice, permite contemplar variaciones en los valores de la capacidad de almacenamiento de carga del sistema (\hat{K}_Q).

Por lo general, como resultado del uso de los MANC, el envejecimiento trae aparejado un incremento en el valor de la resistencia serie. A su vez, esto limita las posibilidades de uso de estos módulos en aplicaciones de potencia, debido a la mayor caída de tensión en bornes de los MANC. Es por esto que se suele emplear la Ecuación (3.2), rescrita aquí por conveniencia:

$$\hat{K}_r = \frac{r_{1EOL} - \hat{r}_1}{r_{1EOL} - r_{1N}} \quad (8.1)$$

Los resultados del cómputo de este índice, dependen estrictamente de las variaciones en el valor de la resistencia óhmica del MCE, pero alternativamente podría considerarse la resistencia total de continua, es decir, la suma de las resistencias serie del modelo. Los resultados del cómputo de este índice son presentados en la Figura 8.13.b. Puede observarse, de acuerdo a los parámetros nominales del módulo de BL simulado, que el salto abrupto presente en la resistencia serie del modelo, repercute en una caída en el valor del índice \hat{K}_r . Esta clase de cambio repentino, no es algo esperable en el normal funcionamiento de los sistemas de almacenamiento, y adicionalmente no se encuentra contemplado en las hipótesis de diseño del estimador. Sin embargo, puede observarse cómo al recuperarse persistencia y comenzar el proceso de estimación, se alcanza nuevamente el valor de la resistencia serie real.

En lo que respecta al segundo índice, este es inferido a través de un estudio de la capacidad incremental (C_p), la cual es obtenida directamente como uno de los parámetros brindados por el estimador. De acuerdo a lo presentado en el Capítulo 3, es factible estimar el deterioro en la capacidad de almacenamiento a través de

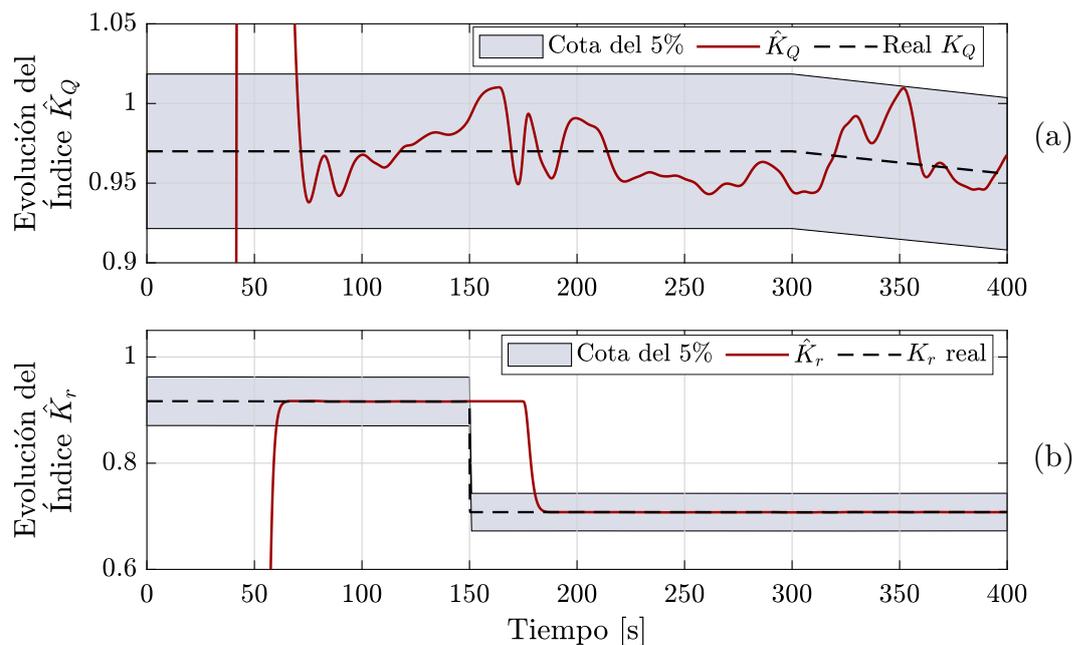


Figura 8.13: Estimación del SoH. a) Resultados de la estimación del índice \hat{K}_Q . b) Resultados de la estimación del índice \hat{K}_r .

la estimación de la CI como:

$$\hat{K}_Q = \frac{Q_M}{Q_{M_N}} := \frac{\partial Q_M / \partial x_p}{\partial Q_{M_N} / \partial x_p} = \frac{\hat{C}_p}{\hat{C}_{p_N}} \quad (8.2)$$

En esta expresión, son comparados los valores de CI brindados por el estimador (\hat{C}_p), con la CI nominal (ver Figura 8.14), para un mismo valor de TCA (x_p). Por lo tanto, para realizar esta comparación, es requerida una buena estimación de la TCA, la cual es brindada por el observador. Luego, es factible determinar el valor de \hat{C}_{p_N} esperado y compararlo con el valor \hat{C}_p obtenido por medio del estimador, para emplear ambos parámetros en la Ecuación (8.2).

En los casos en los que no sea posible realizar esta aproximación, contar con los valores estimados de la CI, también permitiría estimar el deterioro en la capacidad de carga, a partir de comparar curvas relevadas experimentalmente que vinculen el cambio en la curva TCA vs Q , y los cambios en la CI. En el caso de estudio presentado en esta tesis, el envejecimiento de estos sistemas permite realizar el cómputo de la Ecuación (8.2), lo cual arroja los resultados de la Figura 8.13.a.

A partir del cálculo de los índices de salud y de combinar la información provista por cada uno de ellos, es factible determinar el estado general de salud de los sistemas de almacenamiento estudiados. En la propuesta realizada en esta tesis, los índices de salud son calculados separadamente, por lo cual podrían volcarse estos datos y compararse, por ejemplo, con los datos de la Tabla 8.4. Los umbrales para los valores críticos, deben ser seleccionados de acuerdo a los requerimientos de la aplicación. El caso presentado es típico de aplicaciones vehiculares, donde

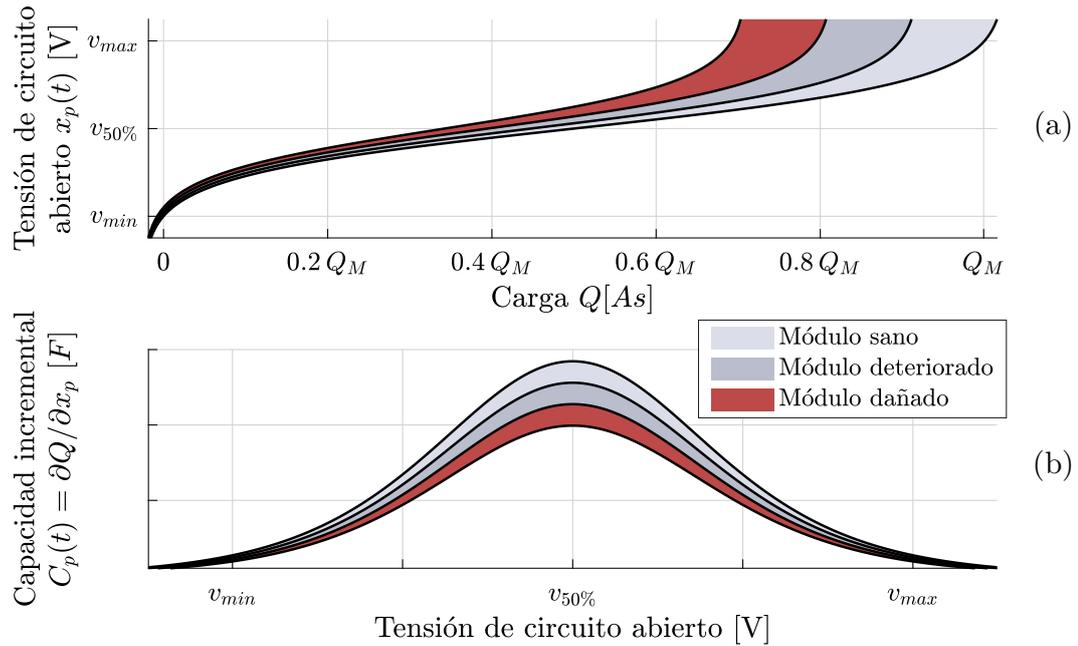


Figura 8.14: Curvas de envejecimiento ilustrativas de las BL. a) Curvas de TCA vs Q . b) Curvas de CI vs TCA.

es común tolerar un máximo de 20 % para la caída de la capacidad de almacenamiento, y un incremento en la resistencia serie de entre el 40 y el 60 % según la tecnología de BL utilizada. Alternativamente, como una etapa complementaria de las investigaciones realizadas, podría registrarse la evolución de cada índice de salud, para intentar determinar si existe correlación entre los incrementos de la resistencia serie y la disminución de la capacidad de almacenamiento.

Tabla 8.4: Evaluación del SoH basada en los índices \hat{K}_Q y \hat{K}_r .

	$\hat{K}_Q > 0,85$	$0,8 < \hat{K}_Q < 0,85$	$\hat{K}_Q < 0,8$
$\hat{K}_r > 0,5$	Óptimo	Advertencia	Crítico
$0 < \hat{K}_r < 0,5$	Advertencia	Advertencia	Crítico
$\hat{K}_r < 0$	Crítico	Crítico	Crítico

8.1.5. Estimación del estado de carga

Para lograr un adecuado seguimiento del SoC de los MANC, han sido planteado dos métodos alternativos. Por un lado, podría utilizarse una tabla de *textitlookup* para acceder a estimaciones de SoC utilizando como entradas los datos de \hat{x}_p brindados por el observador. Debido a que la vinculación entre el SoC y la TCA es no lineal, no existe una forma directa de conocer el valor de carga almacenada sólo con el valor de la TCA (ver Figura 8.15). Por otro lado, el segundo método ha sido desarrollado en el Capítulo 3. Este utiliza una tabla de *textitlookup* sólo

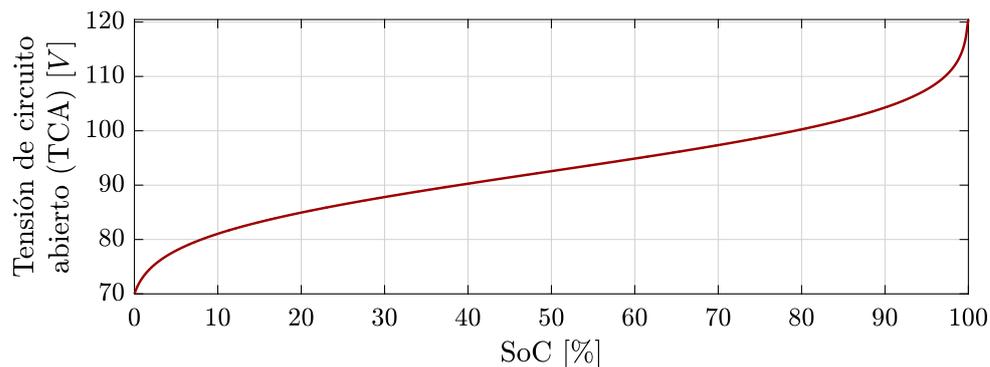
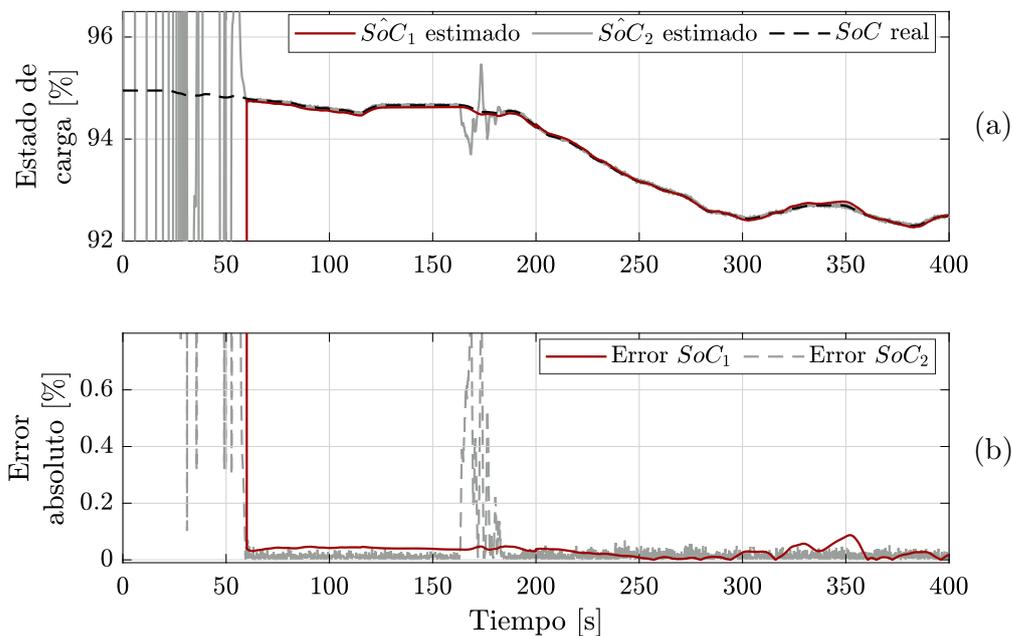
Figura 8.15: Curva de TCA (x_p) vs SoC.

Figura 8.16: Estimación del SoC. a) Resultados empleando los métodos propuestos. b) Error relativo cometido.

para inicializar el SoC y continúa la estimación del mismo mediante una integral de la corriente. Este método corre con la ventaja de ser de simple implementación, de no requerir constante acceso a variables almacenadas, y es adicionalmente más robusto. Sin embargo, cuando los parámetros brindados por el observador son los correctos, ambos métodos son capaces de estimar el SoC correctamente.

Empleando uno u otro método, la curva no lineal que relaciona el SoC con la TCA es requerida. Obtener estas curvas es posible a través de un estudio metódico realizado en un laboratorio en ambiente controlado. Una vez que se cuenta con esta información, es factible realizar la estimación de la TCA, para inferir el estado de carga. En el ejemplo presentado en esta sección, se emplea una curva característica como la presentada en la Figura 8.15, la cual representa la no linealidad entre la carga (a través del SoC) y la tensión de un módulo de BL cuyos parámetros nominales se encuentran listados en la Tabla 8.2.

Los resultados del empleo de ambos métodos presentados puede visualizarse en la Figura 8.16. Puede observarse que para realizar el cómputo del SoC, debe transcurrir no sólo el tiempo necesario para garantizar la convergencia de los diferenciadores por MD, sino también el tiempo requerido para validar los parámetros extraídos del estimador.

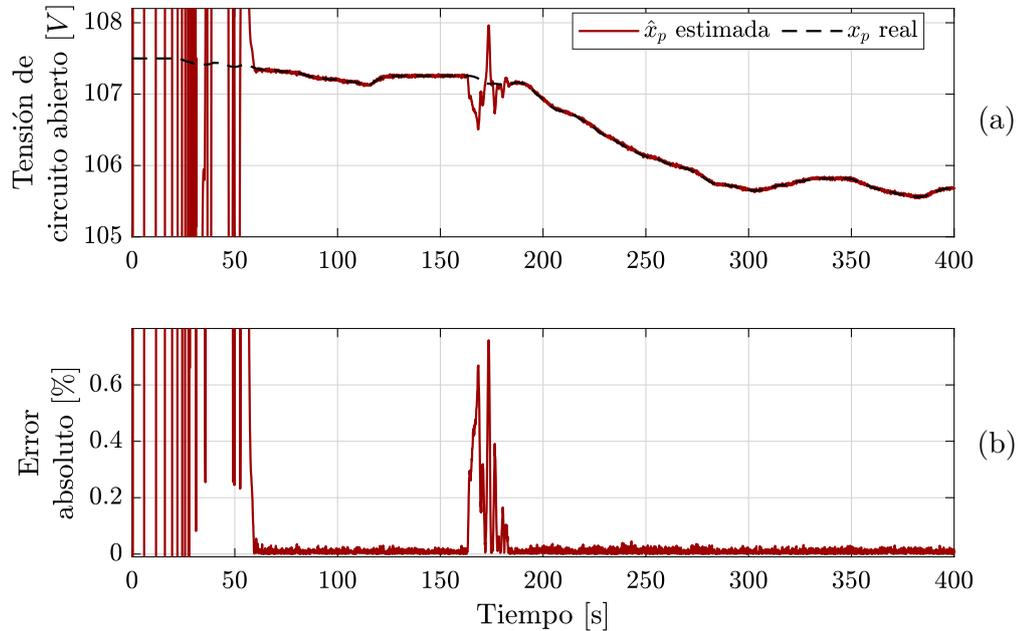


Figura 8.17: Estimación de la tensión de circuito abierto (TCA) x_p .

Para el período ilustrado, puede notarse cómo el método propuesto en el Capítulo 3, permanece brindando valores adecuados, puesto que sólo depende de actualizaciones de parámetros en instantes específicos. Sin embargo, el método que evalúa constantemente una tabla *lookup*, depende del error cometido en la estimación de la TCA.

Los resultados de la estimación de la TCA empleando el observador adaptivo propuesto se encuentran presentados en la Figura 8.17. Es posible visualizar el proceso de convergencia de los diferenciadores por MD así como su dependencia con los parámetros del modelo empleado. En línea con esto último, la dispersión que ocurre alrededor de los 170 segundos, es debido a la falla repentina incluida en la resistencia serie del sistema. El valor estimado de la TCA se estabiliza nuevamente alrededor del valor real, luego de que el estimador converge nuevamente. Para la configuración empleada en el estimador de parámetros, esto es garantizado luego de aproximadamente 25 segundos, siempre que esté garantizada la PE.

En este punto es importante mencionar que como hubiera sido mencionado, la estimación de los estados del sistema mediante el uso del observador adaptivo basado en diferenciadores por MD posee convergencia en tiempo finito. A su vez, a pesar del error cometido alrededor de los 170 segundos, el error cometido en la estimación de x_p es menor al 1%, y en promedio menor al 0,1%.

8.1.6. Estimación de parámetros del SC en VE

De forma análoga a lo presentado en secciones anteriores, a continuación se presentan los resultados de la estimación de parámetros en SC. Estos son la unidad auxiliar al sistema principal de almacenamiento, puesto que cumplen la función de regular la tensión de CC del bus, satisfaciendo la demanda de potencia de alta frecuencia.

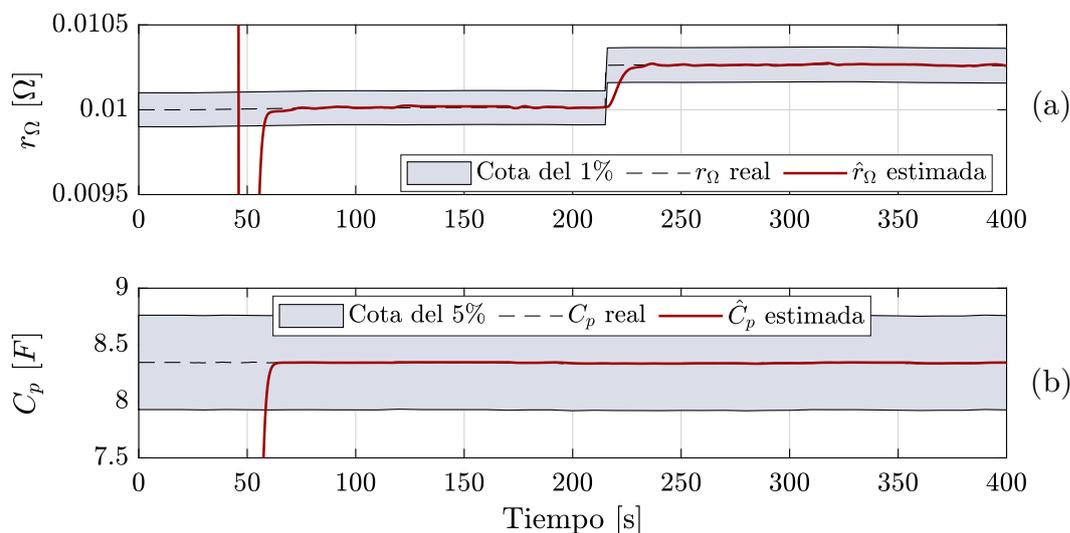


Figura 8.18: Resultados de la estimación de parámetros en el SC. a) Estimación de la resistencia serie r_Ω . b) estimación de la capacidad principal C_p .

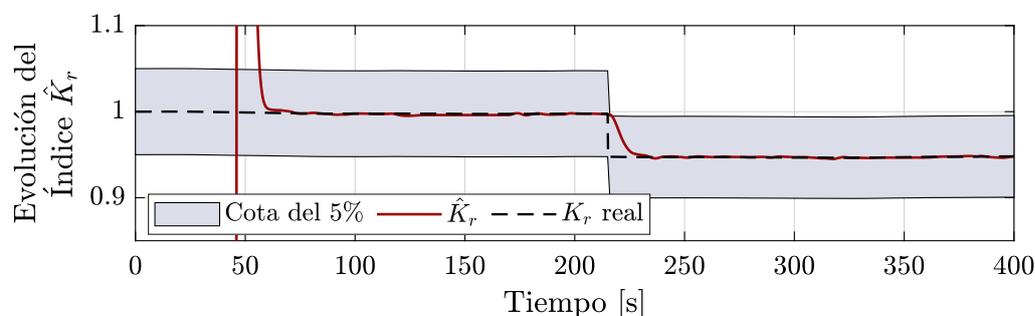


Figura 8.19: Estimación del índice de salud K_r para los SC.

El caso de estimación de parámetros en SC es más sencillo que el de las BL, debido a que el modelo posee sólo dos parámetros a estimar. Adicionalmente, en aplicaciones vehiculares la carga en los SC no es crucial para su funcionamiento, puesto que por lo general se encuentran sobredimensionados. Esto último es debido a que operan en conjunto con BL, sin entregar potencia media, sino operando alrededor de un punto relativamente estable de funcionamiento. En línea con esto último, y para presentar otros resultados de mayor relevancia, en esta sección son presentados sólo los resultados de la estimación de parámetros, y el índice de salud \hat{K}_r , en las figuras 8.18 y 8.19 respectivamente.

8.2. Estimación de parámetros en aplicaciones estacionarias: electrolinerías

El estudio de los resultados de estimación de parámetros en aplicaciones estacionarias, es desarrollado considerando el uso de BFRV en una electrolinería para VE [89] (un esquema sencillo de este sistema puede observarse en la Fig. 8.20). Como ha sido considerado en el Capítulo 6, esta es conformada incluyendo un SCEE, el cual cumple la principal función de proveer el valor medio de potencia

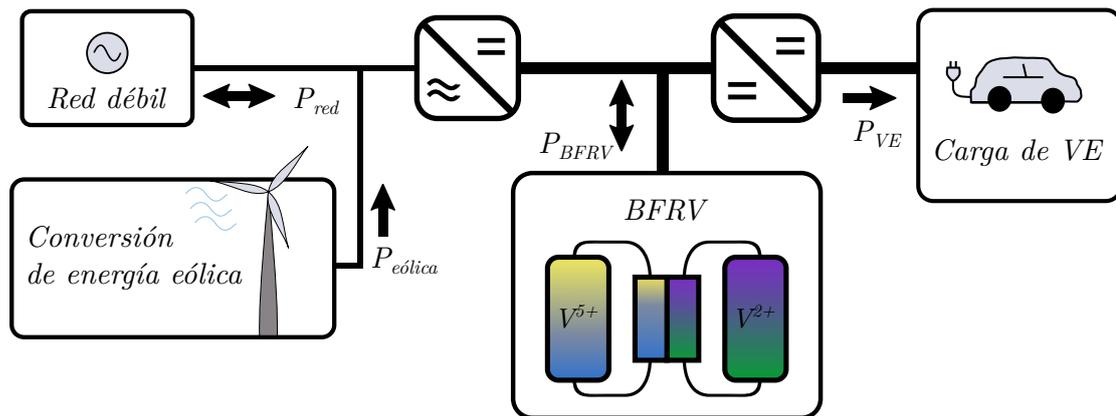


Figura 8.20: Esquemático del sistema híbrido empleado.

requerida por los vehículos en carga, un sistema de almacenamiento, posibilidad de conexión a red, y la demanda de potencia generada en este caso por la carga de VE. Estos esquemas, poseen una serie de ventajas tales como la posibilidad de acondicionar la energía de la red, o compensar fallas en otros puntos del sistema [27][68][69].

Este tipo de microred, es de sumo interés para su implementación en regiones aisladas y con abundante recurso eólico, tal y como es el caso de la región patagónica argentina. Es por esto que en el ejemplo planteado, la red eléctrica a la cual se conecta el SH es débil, de bajo nivel de potencia y encargada de abastecer la demanda promedio de pequeños poblados. Por otro lado, la potencia demandada a la electrolinería se define en función de los VE conectados. Se asume que estos podrían consumir una potencia total en el rango de 0 a 270 kW aproximadamente, lo cual depende del número de VE conectados, y de la potencia requerida por cada uno. El uso de esta topología permitiría llevar a regiones aisladas una fuente de energía confiable, posibilitando el uso de VE en regiones alejadas de grandes centros urbanos.

Vale la pena remarcar, que en el caso de las electrolinerías, emplear un esquema de generación que incluya BFRV y fuentes de generación de energía renovable tales como turbinas eólicas, paneles solares, o convertidores de energía de ola, permitiría reducir el costo asociado con la necesidad de construir subestaciones de potencia

capaces de abastecer demandas superiores a los 500 kW. Esto debido a que la demanda de potencia, podría ser provista por las BFRV independientemente de la energía que podrían proveer las fuentes renovables.

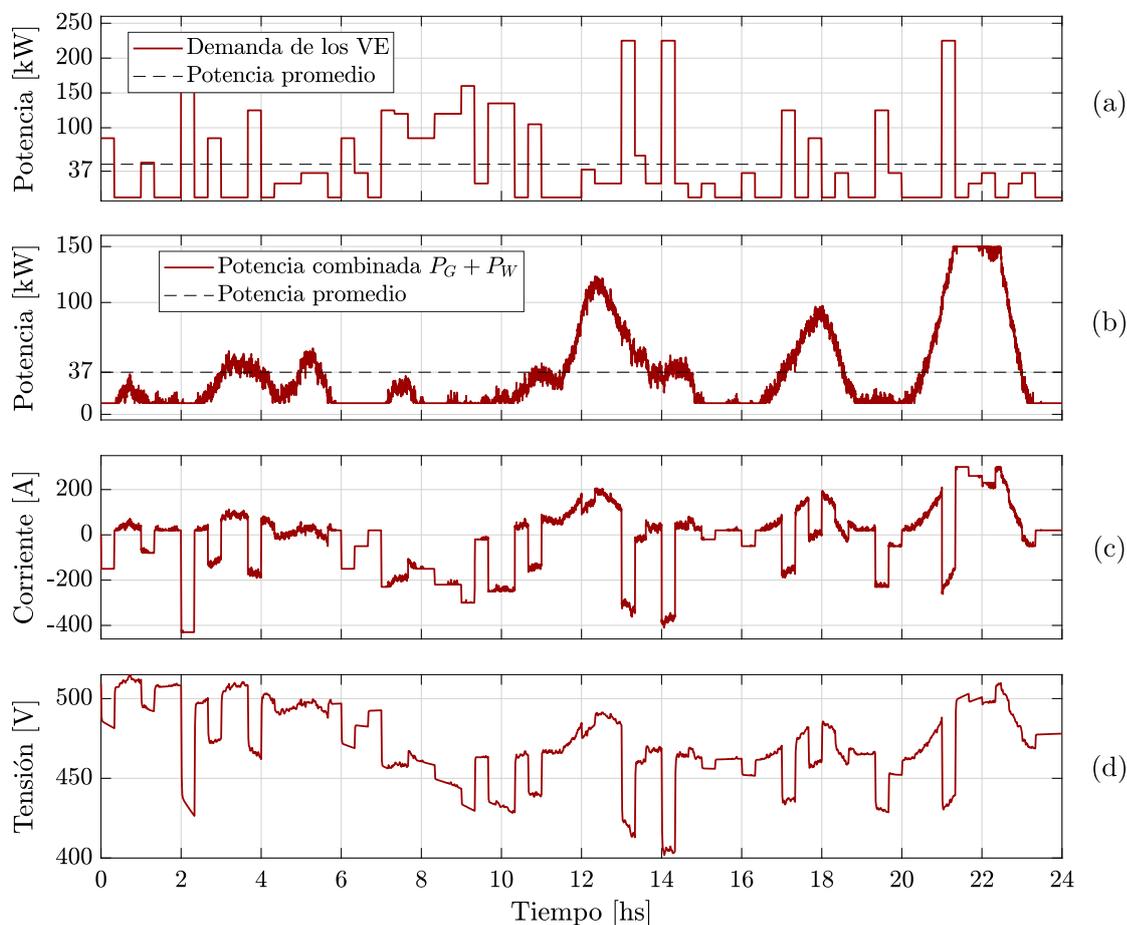


Figura 8.21: Perfil de corriente y tensión en las BFRV.

8.2.1. Perfil de corriente y tensión en el bus de CC

El primer paso requerido para llevar a cabo la estimación de parámetros de las BFRV en este SH, es el de la determinación del perfil de potencia en el bus de CC. Con este fin, son empleados los lineamientos del Capítulo 6, para lo cual es confeccionado un perfil de viento empleando el espectro de Van der Hoven y siguiendo los lineamientos de análisis presentados en [187][188].

A partir de este, y considerando un generador asincrónico jaula de ardilla, se extraen los perfiles de corriente y tensión en las BFRV ilustrados en la Figura 8.21. Vale la pena remarcar, que con el objetivo de utilizar todas las herramientas de estimación de la metodología desarrollada en el Capítulo 7, el perfil empleado es menos variable que el estudiado en el Capítulo 6.

La potencia generada se obtiene empleando un perfil de 24 hs de viento, confeccionado empleando el espectro de Van der Hoven y asumiendo que se posee una

turbina vertical de tres palas y 150 kW, operando con un generador de inducción jaula de ardilla. Debido a que el mismo se encuentra conectado a la red eléctrica, este opera a velocidad cuasiconstante, definida por la frecuencia de red. Por otro lado, gracias al empleo del convertidor CA/CC capaz de mantener en un valor de referencia la tensión de la red en el punto de conexión, las fluctuaciones de potencia provenientes de la variación en el perfil de viento, se reflejan en el bus de continua (Figura 8.21.c). Sin embargo, debido a la inercia del rotor de la turbina y el eje del generador, estas fluctuaciones pueden verse considerablemente filtradas.

8.2.2. Técnica de estimación dual para BFRV

Para modelar las BFRV, es empleado un MCE de segundo orden, como el presentado en la Figura 8.22. A diferencia del empleado para las BL, en este estudio es contemplada a priori la posibilidad de estimar el valor de la resistencia de pérdidas de la batería. Esto es debido a que las BFRV poseen una eficiencia Coulómbica mucho menor que las BL, por lo cual plantear la posibilidad de estimar este parámetro es una arista interesante para el análisis del desempeño de los métodos de estimación desarrollados.

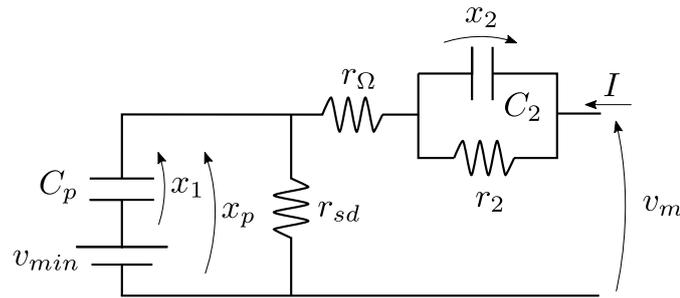


Figura 8.22: Esquemático del MCE para BFRV empleado.

A partir del MCE de la Figura 8.22, es posible obtener las ecuaciones dinámicas variantes en el tiempo del mismo como:

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \dot{v}_p \\ \dot{v}_2 \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} \frac{-1}{r_{sd}C_p} & 0 \\ 0 & \frac{-1}{r_2C_2} \end{bmatrix}}_{\mathbf{A}} \underbrace{\begin{bmatrix} v_p \\ v_2 \end{bmatrix}}_{\mathbf{x}} + \underbrace{\begin{bmatrix} \frac{1}{C_p} \\ \frac{1}{C_2} \end{bmatrix}}_{\mathbf{B}} I \end{cases} \quad (8.3.1)$$

$$\begin{cases} v_m = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 1 \end{bmatrix}}_{\mathbf{C}} \underbrace{\begin{bmatrix} v_p \\ v_2 \end{bmatrix}}_{\mathbf{x}} + \underbrace{\begin{bmatrix} r_\Omega \end{bmatrix}}_{\mathbf{D}} I \end{cases} \quad (8.3.2)$$

Donde las variables de estado del sistema son las tensiones $\begin{bmatrix} v_p & v_2 \end{bmatrix}^T$, las cuales representan la TCA y la tensión de polarización en el capacitor C_2 . Por otro lado, I y v_m son la corriente y tensión en bornes de las BFRV respectivamente. Aunque

los parámetros se asumen lentamente variantes, el argumento t es omitido para mantener la simplicidad de las expresiones.

Debido a que el MCE incluye cinco parámetros, resulta natural que el regresor lineal sea conformado por cinco elementos. Para verificar esto último se procede a transformar el sistema a la FCGF, a través de la definición de las variables $z_1 = v_m$, $z_2 = \dot{z}_1 = \dot{v}_m$. De esta forma, el difeomorfismo de la transformación (asumiendo parámetros lentamente variantes para casi todo t) queda definido como:

$$\mathbf{z} = \Phi(\mathbf{x}, I, \dot{I}) = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{C} \\ \mathbf{CA} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{oc} \\ v_{pol} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{D} \\ \mathbf{CB} \end{bmatrix} I + \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{D} \end{bmatrix} \dot{I} \quad (8.4)$$

por lo cual el sistema en la FCGF es:

$$\begin{cases} \dot{z}_1 = z_2 & (8.5.1) \\ \dot{z}_2 = \theta_1 \ddot{I} + \theta_2 \dot{I} + \theta_3 I + \theta_4 z_2 + \theta_5 z_1 & (8.5.2) \\ y = z_1 & (8.5.3) \end{cases}$$

donde θ_1 a θ_5 son combinaciones algebraicas de los elementos del MCE adoptado para el sistema. Estos pueden expresarse como:

$$\theta_1 = r_\Omega \quad (8.6.1)$$

$$\theta_2 = \frac{1}{C_p} + \frac{1}{C_2} + r_\Omega \left(\frac{1}{C_2 r_2} + \frac{1}{C_p r_{sd}} \right) \quad (8.6.2)$$

$$\theta_3 = \frac{r_{sd} + r_2 + r_\Omega}{C_p r_{sd} \cdot C_2 r_2} \quad (8.6.3)$$

$$\theta_4 = -\frac{C_p r_{sd} + C_2 r_2}{C_p r_{sd} \cdot C_2 r_2} \quad (8.6.4)$$

$$\theta_5 = -\frac{1}{C_p r_{sd} \cdot C_2 r_2} \quad (8.6.5)$$

Nuevamente puede visualizarse que es factible a partir de la ecuación diferencial del segundo estado del modelo (Ecuación (8.5.2)), extraer información de los parámetros del sistema. Esta, es lineal en los parámetros θ_1 a θ_5 . A partir de una evaluación de las ecuaciones (8.6), cuando $r_{sd} \rightarrow \infty$ las expresiones de los parámetros del sistema convergen a los empleados para la estimación del modelo sin resistencia de pérdidas, y en particular el parámetro $\theta_5 \rightarrow 0$:

$$\theta_1 = r_\Omega \quad (8.7.1)$$

$$\theta_2 = \frac{1}{C_p} + \frac{1}{C_2} + \frac{r_\Omega}{C_2 r_2} \quad (8.7.2)$$

$$\theta_3 = \frac{1}{C_p C_2 r_2} \quad (8.7.3)$$

$$\theta_4 = -\frac{1}{C_2 r_2} \quad (8.7.4)$$

A partir de ensayos preliminares, fue evaluado el nivel de PE para llevar a cabo la estimación con un regresor de orden 5. Empíricamente fue hallado que utilizando los valores nominales del sistema, no es posible estimar la eficiencia culómbica con un nivel de precisión adecuado. Esto se debe principalmente a la necesidad de obtener el parámetros r_{sd} a partir del valor de θ_5 , cuando este tiende a valores del orden de $\mathcal{O}(-13)$. Por lo tanto, para solucionar este inconveniente fue propuesta la utilización de un sistema de estimación dual: por un lado es evaluada la estimación de parámetros empleando un regresor de orden 4, lo cual brinda la estimación de parámetros sin considerar la resistencia de pérdidas, como ya hubiera sido desarrollado para el modelo de las BL; simultáneamente es evaluado el nivel de persistencia y calculada una estimación para las pérdidas del sistema, utilizando un regresor de orden 5. Esta segunda estimación es realizada sintonizando los parámetros del estimador y el factor de olvido para seguir variaciones lentas, de forma de obtener suficiente persistencia, lo cual implica un mayor tiempo de convergencia para la estimación de parámetros. Esta configuración permite detectar fallas en el sistema de almacenamiento, puesto que cuando el valor de la resistencia de pérdidas disminuye, esto puede ser detectado por el sistema de estimación de orden 5.

8.2.3. Estimación de parámetros de las BFRV en condiciones nominales: estimación de orden 4

Cuando el sistema de almacenamiento funciona adecuadamente, sus parámetros se encuentran dentro de un rango de valores esperados, cercanos a los nominales (Ver Tabla 8.5). En particular, se esperan valores de la resistencia de pérdidas elevados, de forma que su efecto desde el punto de vista del MCE pueda ser despreciado. Teniendo estos aspectos en consideración, a continuación son presentados los resultados de la estimación de parámetros de una BFRV operando en la electrolinera presentada. Para conformar el método de estimación para BFRV son empleados: por un lado, un RLS con factor de olvido cuyos parámetros son ajustados como:

$$\mathbf{G}_{BF} = 7,8 \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,24 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,5 \end{bmatrix}; \quad q_{BF} = \frac{1}{29} [s^{-1}]$$

Tabla 8.5: Parámetros nominales del modelo de BFRV empleado.

Parámetros	Valores
Capacidad nominal (Q_N)	860 Ah
Resistencia serie (r_Ω)	5 m Ω
Capacidad de polarización (C_2)	250 F
Resistencia de polarización (r_2)	1 m Ω
Resistencia de pérdidas (r_{sd})	560 Ω
Tensión nominal (V_N)	450 V

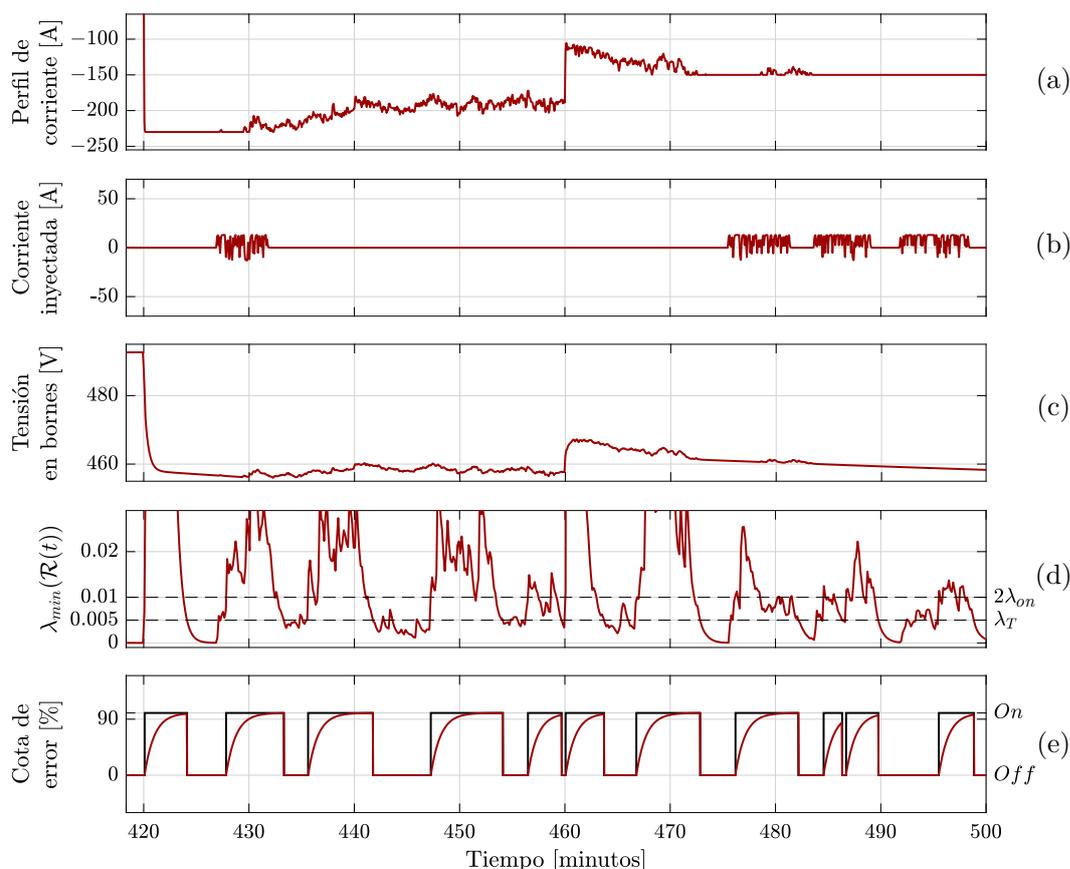


Figura 8.23: Período de 80 minutos empleado para la estimación de parámetros en BFRV. a) Perfil de corriente. b) Corriente inyectada. c) Tensión medida v_m . d) Nivel de PE resultante en términos de $\lambda_{min}(\mathcal{R})$. e) Indicación de los períodos de estimación y cota de error de la estimación

y por otro lado, FSMD con un filtro de orden dos, ajustados con $L = 450 \text{ A/s}^3$ para el diferenciador que computa las derivadas de la corriente, y $L = 300 \text{ V/s}^3$ para el diferenciador que calcula las derivadas de la tensión medida.

Para realizar la estimación de parámetros, es seleccionada una porción del perfil de 24 hs generado, la cual es presentada en la Figura 8.23. En el caso de estudio desarrollado, se posee un bajo nivel de PE, puntualmente en los períodos en los que el SCEE no provee un perfil variable. Por lo tanto, se vuelve necesaria

la inyección de una señal persistente para garantizar las condiciones de estimación (Paso 4 de la metodología de estimación). La corriente inyectada puede observarse en la Figura 8.23.b.

Adicionalmente, es posible visualizar el perfil de PE ($\lambda_{min}(\mathcal{R}(t))$), y como gracias a la inyección de una señal de corriente diseñada ad-hoc, es posible garantizar la estimación de los parámetros del sistema. El diseño de la señal pseudoaleatoria, es realizado de forma que los valores de corriente sean de aproximadamente un 20 % de los valores nominales de corriente del sistema. En este caso el $\Delta I \approx 20$ A, mientras que el sistema es capaz de entregar corrientes de hasta 400 A.

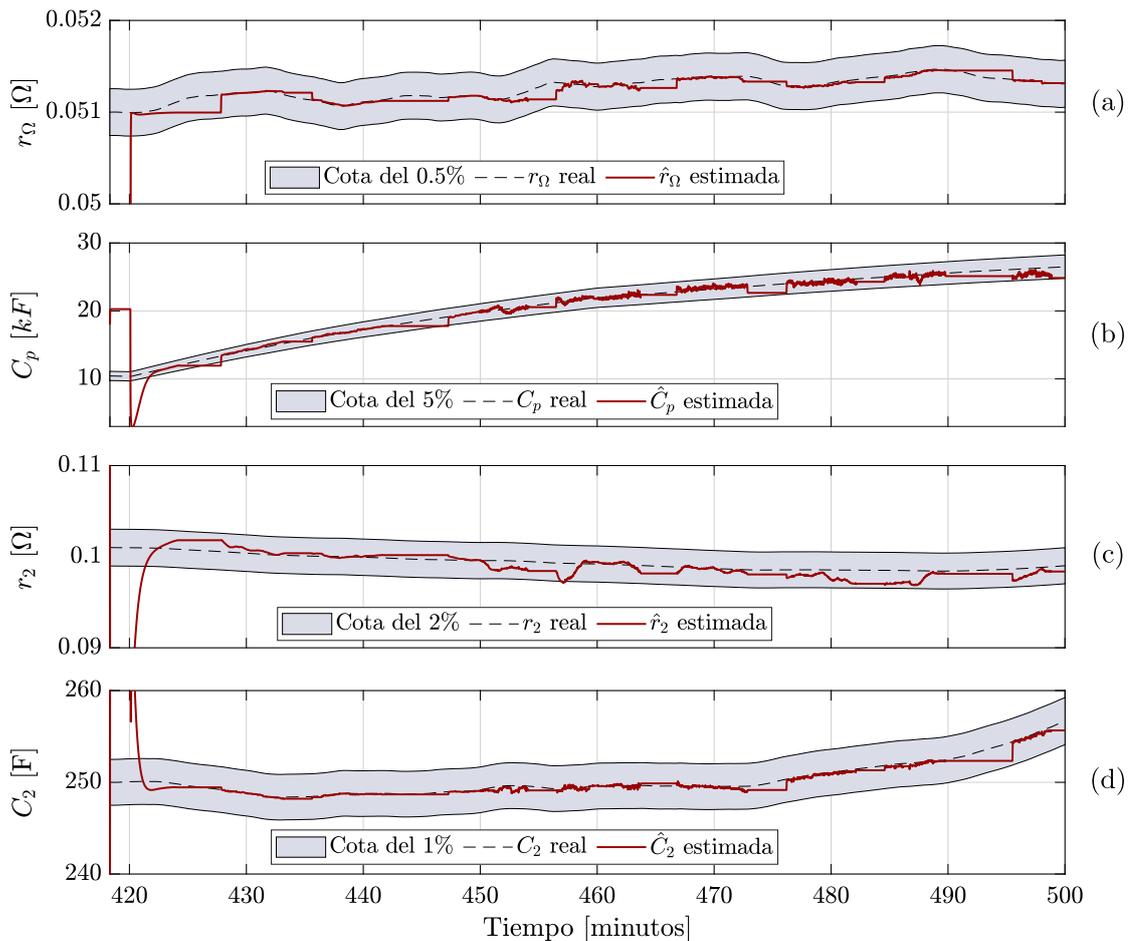


Figura 8.24: Resultados de la estimación de parámetros a) Resistencia ohmica. b) Capacidad incremental. c) Resistencia de polarización. d) Capacidad de polarización.

Es posible observar cómo la metodología de estimación es capaz de detectar los instantes con bajo nivel de PE. Estos ocurren alrededor de los minutos 420 y 480, en los cuales la demanda de corriente permanece constante, debido a la falta de fluctuaciones provistas por el SCEE. Como resultado, la señal pseudoaleatoria filtrada es inyectada en el bus de CC, y $\lambda_{min}(\mathcal{R})$ crece nuevamente.

Para la misma ventana temporal seleccionada, los resultados para la estimación de parámetros del MCE pueden observarse en la Figura 8.24. Durante los

períodos en los cuales no es posible realizar estimaciones, los parámetros estimados permanecen constantes. En estos lapsos, los valores estimados podrían salir de la banda de confianza estipulada. Sin embargo, debido a la consideración de que los elementos del sistema son lentamente variantes, los resultados de estimación permanecen dentro de ajustadas bandas de error. Según relevamientos de la bibliografía [190][193], los valores de la impedancia de polarización varían con el SoC del sistema. Dependiendo de la capacidad de almacenamiento del sistema, el tiempo requerido para cargar y descargar las BFRV podría ser del orden de hasta unas decenas de horas. Por lo tanto, la variación de los elementos C_2 y r_2 con el SoC es en general lenta, y podría ser relevada por el método de estimación planteado.

A partir de los resultados presentados, es posible realizar el cálculo de la TCA y posteriormente del SoC de acuerdo con lo presentado en el Capítulo 3. Para el período de 80 minutos seleccionado, la estimación del SoC puede observarse en la Figura 8.25.

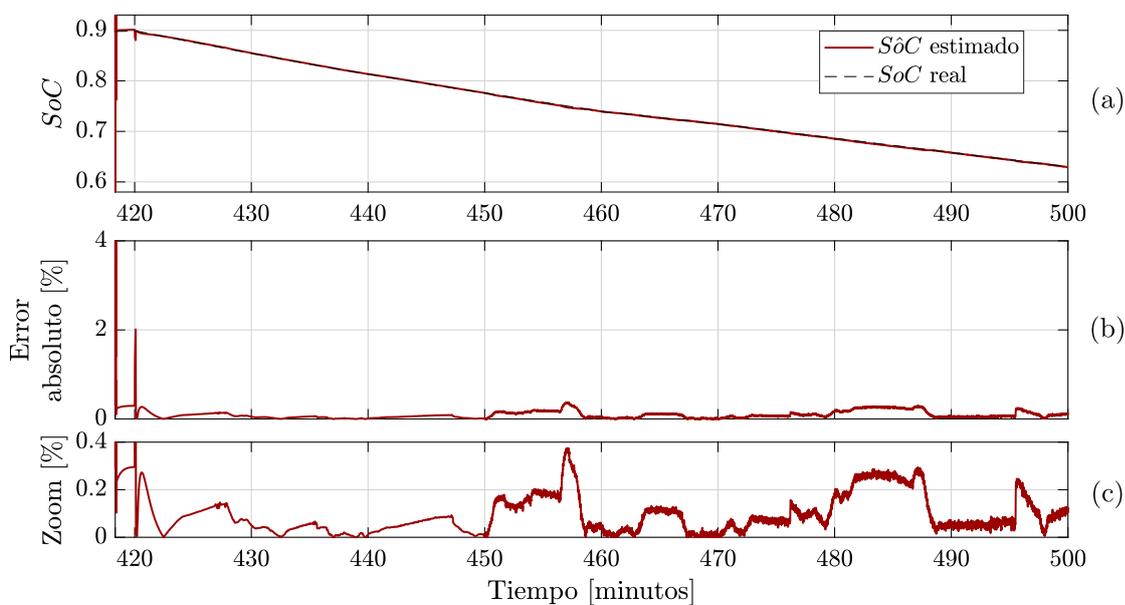


Figura 8.25: Resultados de la estimación del estado de carga en condiciones nominales de funcionamiento.

8.2.4. Estimación de parámetros de las BFRV para medición del SoH

En esta subsección, son evaluados los tres índices de salud presentados en el Capítulo 3. Por un lado, el referente a la variación de la capacidad de almacenamiento del sistema, K_Q . Por otro lado, es determinado el índice K_r , el cual contempla el incremento en el valor de la resistencia serie del sistema. Por último, a partir del empleo de la estimación dual, es calculada la resistencia de pérdidas

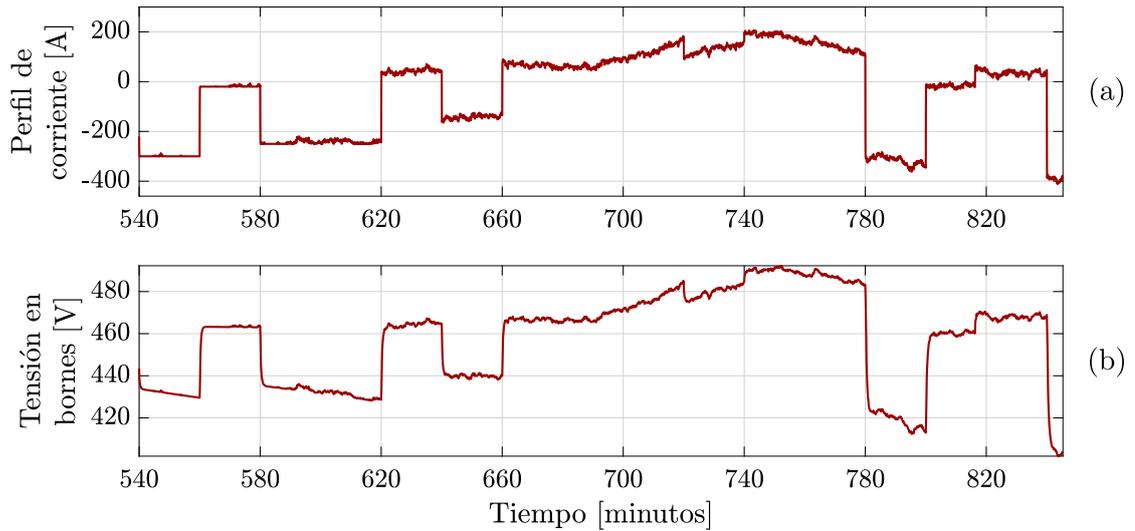


Figura 8.26: Perfiles de corriente y tensión empleados para la evaluación de los índices del SoH.

y su índice asociado K_η . Para realizar estas evaluaciones, es empleado un período de aproximadamente 300 minutos, extraído del perfil de 24 hs. Los perfiles de corriente y tensión utilizados puede observarse en la Figura 8.26.

Con el objetivo de evaluar los índices presentados, de forma ilustrativa se aplican deterioros “forzosos” en todos los parámetros analizados. Por un lado en el valor de Q_M se incluyen dos caídas de este valor alrededor de los 610 y 715 segundos del período presentado. Adicionalmente, en el valor de la resistencia interna se aplica un escalón al valor nominal en el minuto 626, y análogamente en el minuto 690 el valor de r_{sd} decae abruptamente. Esto es analizado en profundidad en las secciones siguientes.

8.2.4.1. Estimación de K_Q

En esta sección el valor de la capacidad máxima de almacenamiento es calculada con la expresión alternativa:

$$Q_M = \frac{\int_{t_1}^{t_2} I(t) dt}{SoC(t_2) - SoC(t_1)} \quad (8.8)$$

Si bien la expresión de la Ecuación (8.8) es comúnmente empleada para la evaluación de la capacidad de almacenamiento, a diferencia del método presentado previamente (el cual depende de la estimación de la CI) esta requiere de un tiempo significativo de operación del sistema para poder proveer una estimación adecuada. Esto es debido a que para minimizar el error en la estimación se requiere de una diferencia significativa entre el $SoC(t_1)$ y el $SoC(t_2)$. Adicionalmente, este método requiere de una estimación del SoC, la cual no es posible de obtener con precisión

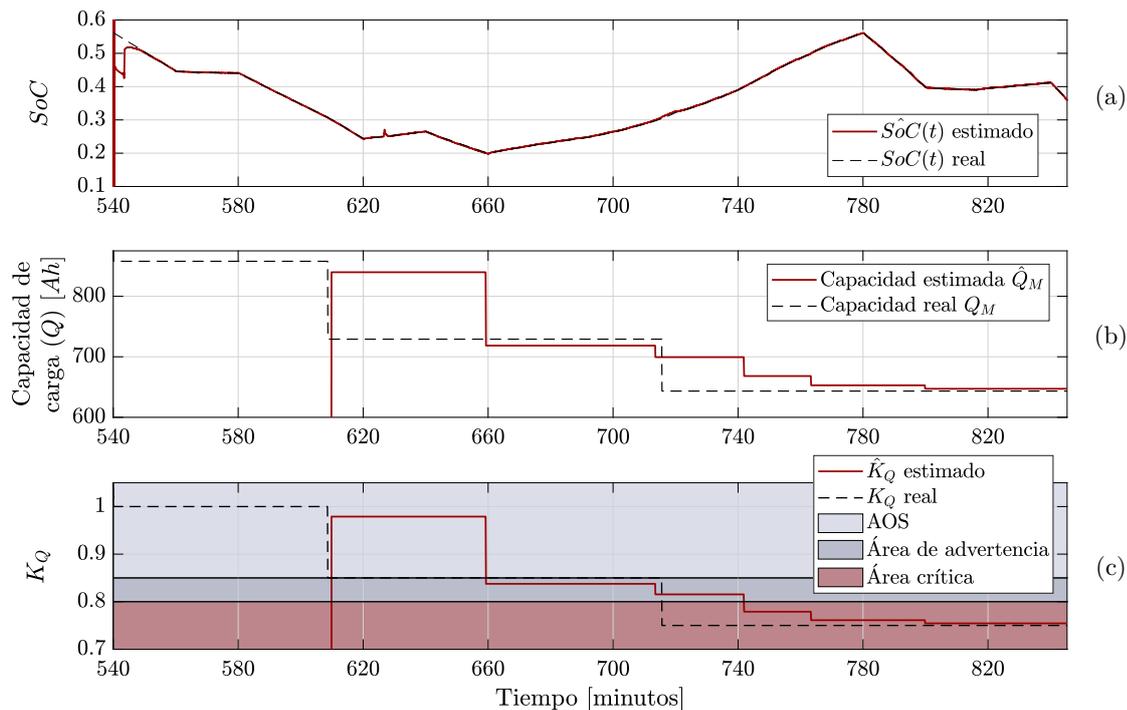


Figura 8.27: Estimación del índice K_Q para la determinación del estado de salud. a) Estimación del SoC requerida. b) Estimación de capacidad de carga (Q_M) resultante. c) Estimación de K_Q .

sin una estimación del valor de Q_M .

En la aplicación presentada, el valor de Q_M es estimado cuando $SoC(t_2) - SoC(t_1) = 0,1$. Estos resultados pueden observarse en la Figura 8.27. Es factible observar que debido a los tiempos requeridos para computar la Ecuación (8.8), este método para la estimación de la carga máxima de almacenamiento es más lento que el propuesto en esta tesis. Sin embargo, vale la pena remarcar que en la práctica, la variación de la capacidad de almacenamiento es un proceso lento, dependiente de múltiples factores ambientales. Por lo tanto, ambas propuestas resultan útiles para la estimación de Q_M .

En el estudio presentado, para la evaluar la capacidad del algoritmo de seguir variaciones en la capacidad de almacenamiento, son incorporados dos saltos (no realistas) en el valor de la capacidad de almacenamiento del sistema, los cuales pueden visualizarse en la Figura 8.27.b alrededor de los minutos 590 y 715. Estos saltos permiten que el sistema ingrese en las tres áreas de operación predefinidas para caracterizar el nivel de deterioro de las BFRV.

8.2.4.2. Estimación de K_r

Para el cálculo del índice de salud basado en las resistencias del sistema, es empleado el método presentado en secciones anteriores. Sin embargo, es empleada la estimación de la resistencia interna, definida como la suma de la resistencia

óhmica y la resistencia de polarización ($r_i = r_\Omega + r_2$). El cálculo de r_i es útil para aplicaciones estacionarias, puesto que en general los valores de corriente demandados son constantes, por lo cual el efecto de la resistencia de polarización debe ser considerado. Los resultados de la estimación de r_i pueden observarse en la Figura 8.28. Con fines ilustrativos es incluido un salto en el valor de la resistencia óhmica en el minuto 626. Adicionalmente, puede observarse una variación de baja frecuencia, incluida para evaluar el desempeño del estimador en el seguimiento de dichas variaciones.

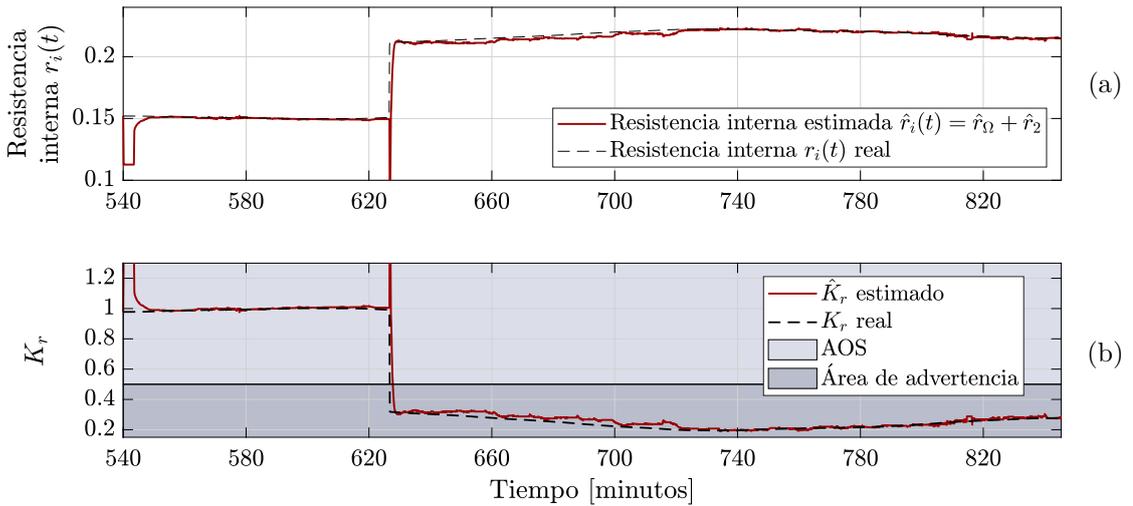


Figura 8.28: Estimación del índice K_r para la determinación del estado de salud. a) Estimación de la resistencia interna requerida. b) Estimación de K_r .

8.2.4.3. Estimación de K_r

La estimación del índice de salud basado en la resistencia de autodescarga de las BFRV (r_{sd}) es llevada a cabo de forma constante, incluso durante la correcta operación del sistema de almacenamiento. En las BFRV, el valor que toma esta resistencia se encuentra relacionado con la salud de la membrana aislante en los electrodos. Cuando la misma se encuentra en buen estado, el valor de resistencia de pérdida se encuentra en la AOS, lo cual es detectado por el sistema de estimación. Por el contrario, cuando la membrana se deteriora, las pérdidas se incrementan de forma notable, lo cual puede ser detectado por el estimador que emplea un regresor de orden 5.

Teniendo en consideración los mencionados aspectos, a diferencia de los índices presentados previamente, el método propuesto permite determinar si la membrana se encuentra saludable, o no. La frontera entre una membrana sana/dañada es definida a partir de un nivel de eficiencia Coulómbica deseada para las BFRV, y en definitiva en términos de una resistencia de auto-descarga crítica ($r_{sd_{CRIT}}$). En este caso particular, el valor para la resistencia crítica se obtiene definiendo como

frontera una eficiencia Coulómbica del 90 % con una demanda de 80kW, lo cual determina que $r_{sd_{CRIT}} = 56 \Omega$. Agrupando los mencionados aspectos, el índice de salud basado en r_{sd} queda definido como:

$$K_{\eta} = \frac{r_{sd_{CRIT}}}{\hat{r}_{sd}} \quad (8.9)$$

Al igual que en los casos anteriores, para realizar la evaluación del estimador para determinar el índice de salud definido, es incluido un fallo abrupto de la membrana en el minuto 690. Este es representado por un decaimiento de la resistencia de pérdidas a un valor $r_{sd} = 30 \Omega$, lo cual permite que el sistema entre en zona de advertencia respecto al valor de la resistencia de pérdidas.

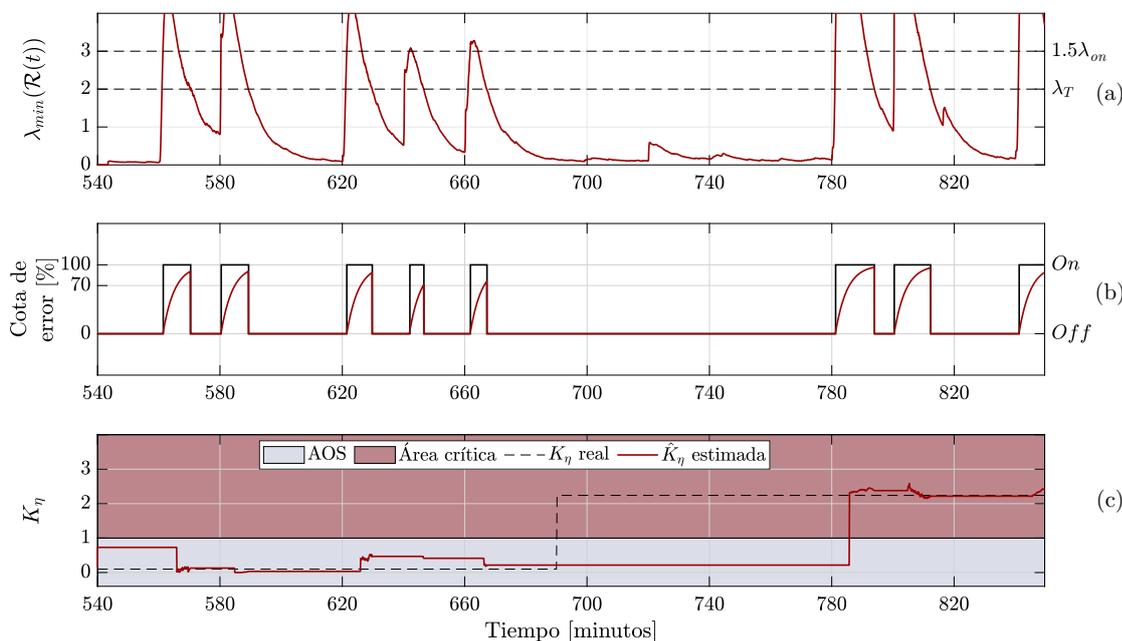


Figura 8.29: Índice del estado de salud basado en las pérdidas de las BFRV. a) Nivel de persistencia basado en $\lambda_{min}(\mathcal{R})$ para la estimación de orden 5. b) Períodos de estimación y cota de error para la validación de las estimaciones. c) Estimación del índice de salud K_{η} .

Los resultados de la estimación para el período presentado pueden observarse en la Figura 8.29. Puede observarse que de acuerdo con lo establecido previamente, los resultados de la estimación de la resistencia de pérdidas no son precisos cuando el estado de la membrana es adecuado. Por el contrario, cuando la membrana se degrada de forma tal que la misma entra en una zona de advertencia, el estimador detecta la falla proveyendo valores sustancialmente mas precisos. Como resultado, es factible evaluar que el sistema de *estimación dual* el cual emplea regresores de diferente orden es una opción viable para detectar el deterioro en la eficiencia coulómbica en BFRV. La posibilidad de emplear este esquema en la estimación de parámetros para otros sistemas de almacenamiento depende fuertemente de la eficiencia coulómbica esperada para diferentes MANC. En este caso particular,

esto es posible debido a la baja eficiencia en el funcionamiento de las BFRV ($\approx 90\%$) lo cual se manifiesta con un valor bajo de resistencia de auto descarga, particularmente en comparación a otros sistemas de almacenamiento.

Otro aspecto que debe ser mencionado es el nivel de persistencia en el regresor de orden 5. Puede observarse que el mismo decrece considerablemente en comparación con la estimación de cuarto orden, por lo que resulta de utilidad emplear factor de olvido más pequeño (mayor ventana de olvido). A su vez, esto permite estimar las variaciones asociadas con la variación lenta de la tensión de circuito abierto, producida por la autodescarga a través de la resistencia r_{sd} .

8.3. Desempeño de los diferenciadores por MD en la metodología de estimación

Los resultados presentados en las secciones anteriores, basados en las publicaciones [194] y [186], no se han enfocado en la evaluación de la performance con distintos algoritmos diferenciadores por modos deslizantes. Tomando esto en consideración, en esta sección se analizan algunos detalles de funcionamiento de los diferenciadores por modos deslizantes de alto orden estándar (SMD), filtrantes (FSMD), y de seguimiento (TSMD) previamente presentados en el Capítulo 4. Luego se comparan los resultados obtenidos al emplear cada uno de ellos en la metodología de estimación diseñada para estimar los parámetros característicos de MCE para BL en aplicaciones vehiculares. El análisis de esta sección ha sido publicado en [195] y [94], en el primer caso para BL y SC mientras que en el segundo caso para BFRV, obteniendo similares resultados.

A modo de recapitulación de los contenidos previos, el primer paso para el desarrollo de la metodología propuesta es el de describir a los sistemas bajo estudio en la FCGF. Empleando esta configuración para el sistema es posible diseñar un observador convergente en tiempo finito para los estados del sistema, y lo que es más aún, obtener a partir del mismo una ecuación lineal en los parámetros del sistema. Para una BL como la estudiada en la sección 8.1 (Figura 8.1.b) dicha salida lineal en los parámetros es:

$$\ddot{v}_m = \ddot{I}\theta_1 + \dot{I}\theta_2 + I\theta_3 + \dot{v}_m\theta_4 \quad (8.10)$$

por lo cual es sencillo visualizar que para realizar una estimación de los parámetros θ_i se requiere de estimaciones de las derivadas de las corrientes y tensiones medidas del sistema. A priori, podría pensarse que cuanto menor sea el error en la estimación de las derivadas, menor será el error en la estimación de parámetros. Sin embargo, el regresor en este caso se conforma con dos variables: una corriente y una tensión, mientras que los demás elementos del mismo son derivadas de estas,

lo cual trae aparejado algunos aspectos que son dilucidados a continuación.

Para evaluar el desempeño de los diferentes algoritmos de diferenciación en la metodología de estimación, se propone realizar la estimación de parámetros de un módulo de BL, operando en un VE, es decir, en las condiciones de la sección 8.1. Para comparar los resultados del proceso de estimación, son empleados 250 segundos del perfil estandarizado UDDS y luego son comparados en primer lugar los SMD con los FSMD y en segundo lugar, los FSMD con los TSMD. Adicionalmente, los resultados de estimación son obtenidos empleando el método RLS continuo con factor de olvido y ganancia variable.

8.3.1. Comparación de los resultados de estimación empleando SMD y FSMD

Como ha sido discutido en el Capítulo 4, los diferenciadores presentados poseen la capacidad de rechazar señales espurias contenidas en las señales a diferenciar. En primer lugar los SMD son capaces de rechazar ruidos, siempre que estos sean pequeños en módulo.

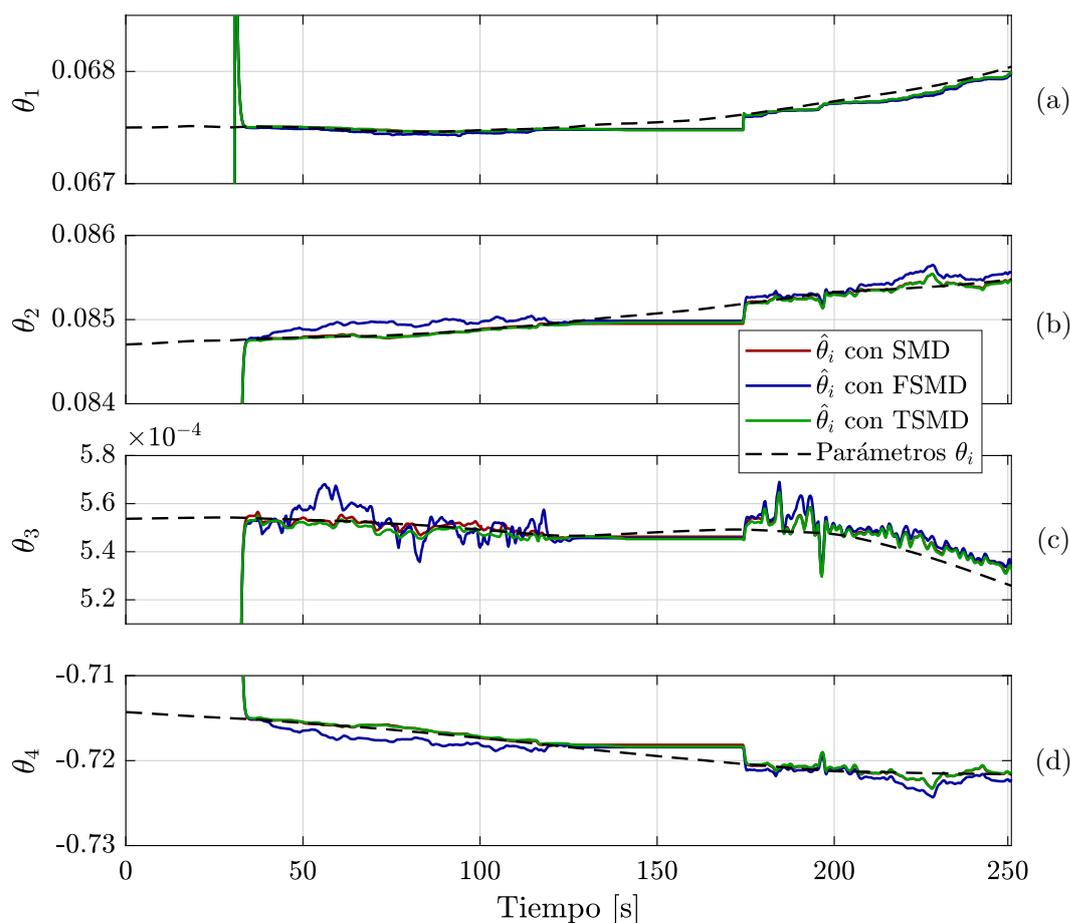


Figura 8.30: Estimación de los parámetros θ_i sin ruido en las mediciones.

La justificación para esto puede encontrarse en la demostración de convergencia

de los diferenciadores en [144]. Sin embargo, la precisión de estos diferenciadores puede verse perjudicada al agregar ruidos de mayor valor, así como algunos tipos particulares de perturbaciones en las variables a diferenciar. Es por este último motivo que han sido desarrollados los FSMD, los cuales incorporan en su estructura un filtro por MD, capaz de incrementar el rechazo a señales espurias.

El orden del filtro es una variable de diseño en el diferenciador empleado. Elevar el orden del mismo puede mejorar las estimaciones al rechazar ciertos componentes espurios, pero esto es realizado a costa de utilizar mayores ganancias en el diferenciador. En el caso presentado en esta sección, el FSMD es conformado con un filtro de orden 2, como han sido definidos en el Capítulo 4 en la Ecuación (4.18).

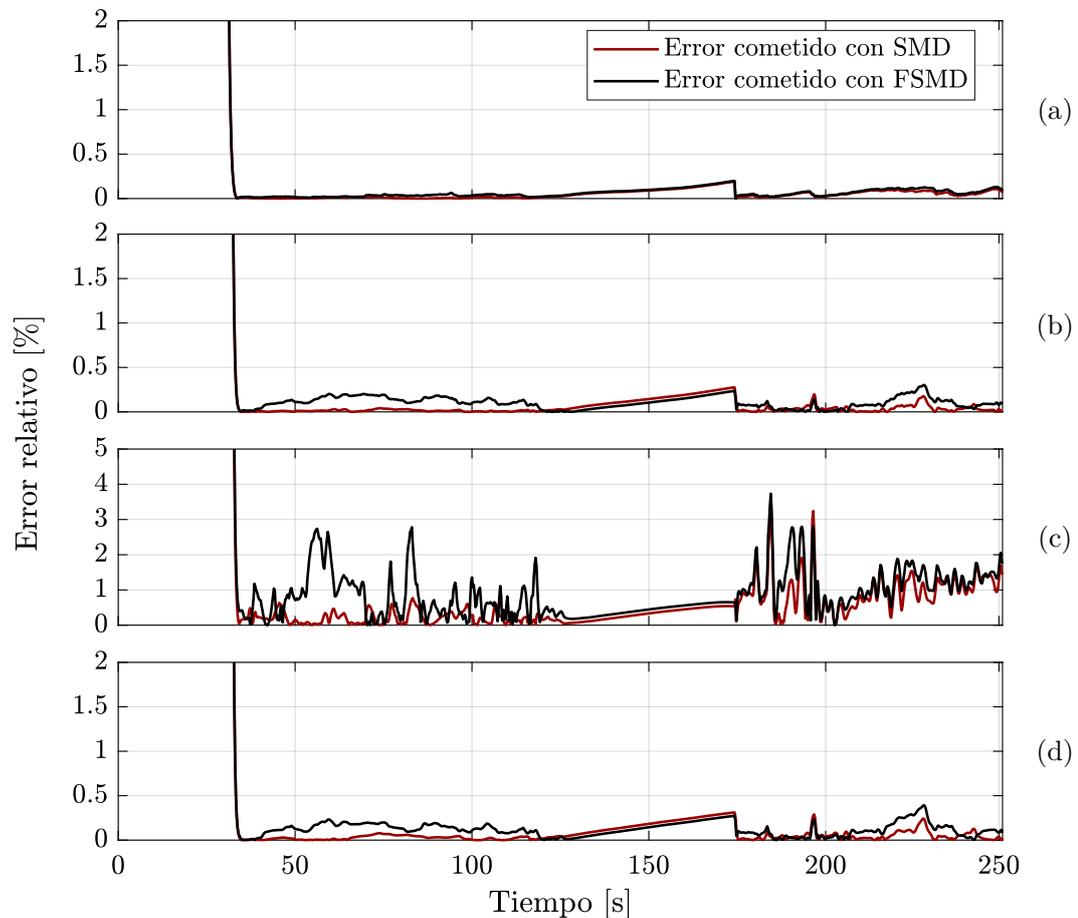


Figura 8.31: Error relativo en la estimación de parámetros θ_i sin ruido en las mediciones utilizando SMD y FSMD.

En primer lugar, se destaca que cuando no hay ruido en las mediciones de las corrientes y tensiones, las estimaciones de los diferenciadores son similares, teóricamente iguales considerando un paso de cómputo lo suficientemente pequeño. Por lo tanto, es esperable que los resultados de estimación en estas condiciones, sean similares para todos los diferenciadores propuestos. Esto último, puede observarse en la Figura 8.30, donde son presentados los resultados de estimación cuando no hay ruido en las señales medidas, y utilizando un paso de cómputo de $5 \cdot 10^{-6}$.

Notar que a diferencia de las secciones anteriores, a los efectos de analizar los resultados de emplear diferentes diferenciadores en la estimación de parámetros, en lugar de presentar los elementos del circuito eléctrico utilizado, son presentados los parámetros θ_i .

A pesar de los buenos resultados obtenidos, existe una pequeña diferencia en los resultados de estimación entre cada uno de los diferenciadores (observar Figura 8.31). En particular, la diferencia entre los SMD y FSMD se debe a la diferencia entre las ganancias λ_i que componen a cada uno de ellos. En el caso del FSMD estas poseen un valor mayor, lo cual repercute en un mayor nivel de chattering y consecuentemente esto se ve reflejado en los resultados de estimación.

Sin embargo, el FSMD encuentra su justificación para situaciones en las cuales se contiene ruido en las señales medidas. Con el objeto de buscar perjudicar a las señales de los diferenciadores, el ruido agregado η es conformado como $\eta = \eta_1 + \eta_2$ donde η_1 es ruido blanco filtrado, al igual que el utilizado en secciones anteriores, y $\eta_2 = 0,1\cos(10000t)$. Esta última componente puede perjudicar los resultados de la estimación de parámetros, como puede ser observado en Figura 8.32.

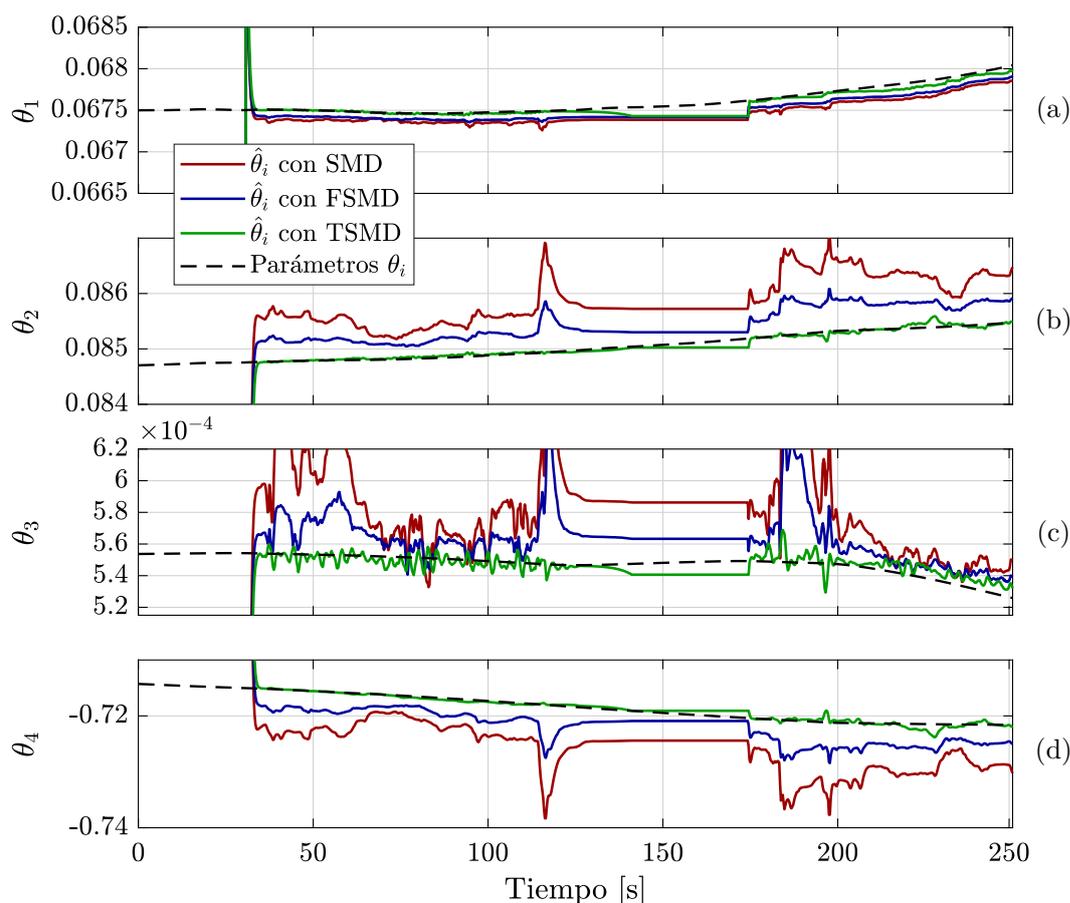


Figura 8.32: Estimación de los parámetros θ_i con ruido en las mediciones.

Para analizar el deterioro en la estimación de parámetros, puede observarse el error relativo cometido en la estimación de parámetros en la Figura 8.33. El

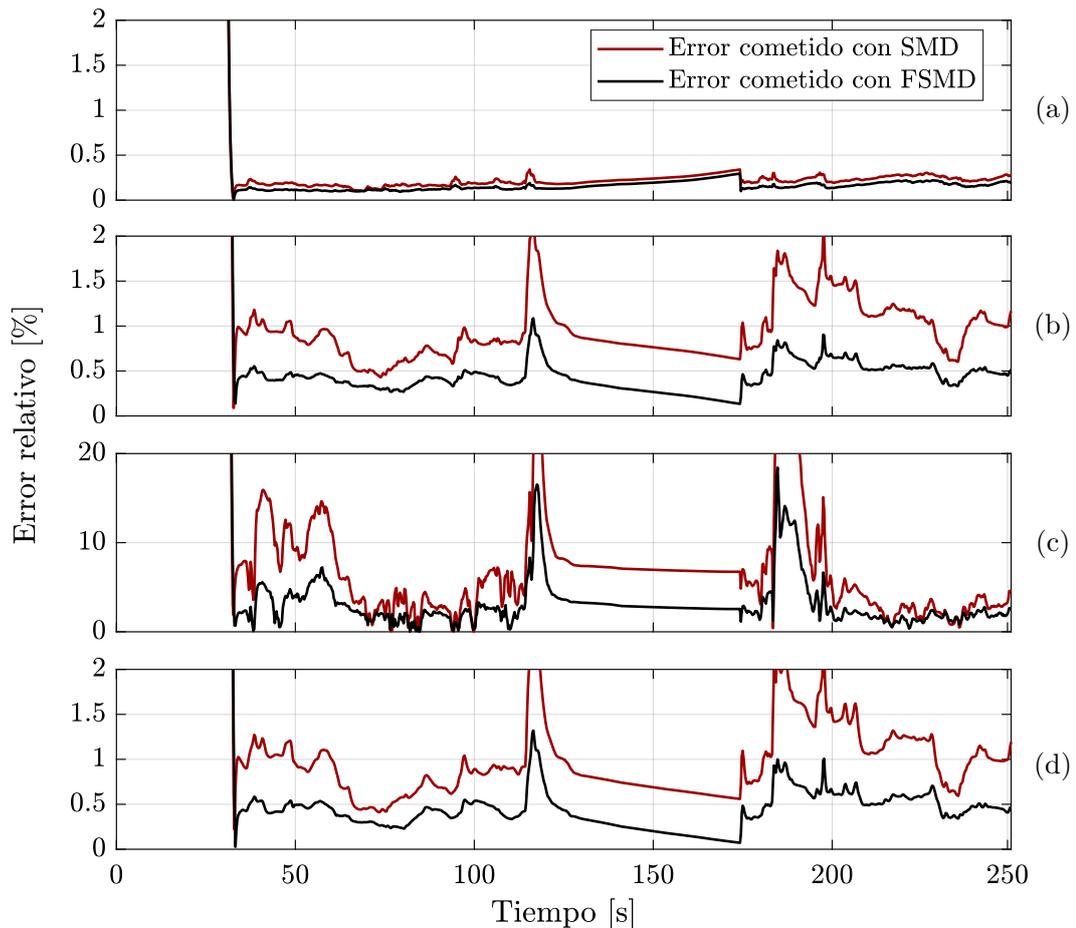


Figura 8.33: Error relativo en la estimación de parámetros θ_i con ruido en las mediciones utilizando SMD y FSMD.

parámetro θ_3 es visiblemente el más perjudicado, puesto que el mismo es de magnitud pequeña lo que lo vuelve susceptible al ruido aditivo en las medidas de corrientes y tensiones. Adicionalmente puede observarse cómo a pesar de que el ruido es intencionalmente agregado con el objetivo de perjudicar los resultados de la estimación, ambos diferenciadores son capaces de mantener la precisión por encima del 95 % en la estimación de los parámetros θ_1 , θ_2 y θ_3 .

8.3.2. Comparación de los resultados de estimación empleando FSMD y TSMD

La diferencia entre los FSMD y los TSMD puede no ser evidente a primera vista. Los TSMD emplean para su funcionamiento interno un FSMD, por lo que la propiedad de rechazo a señales espurias es similar. Sin embargo, la precisión en la estimación de las derivadas, así como la forma de onda de las estimaciones es sustancialmente diferente. Para comprender esto debe recordarse que los TSMD poseen el principal objetivo de proveer estimaciones de derivadas que sean **consistentes**. Esto quiere decir, que las derivadas de las estimaciones coinciden con

las estimaciones de las derivadas: $\hat{f} = \dot{\hat{f}}$. Esta simple propiedad, no ocurre en los SMD ni en los FSMD. En el caso de los TSMD, esto es posible debido a que las salidas del derivador son extraídas de una cadena de integradores. La consistencia

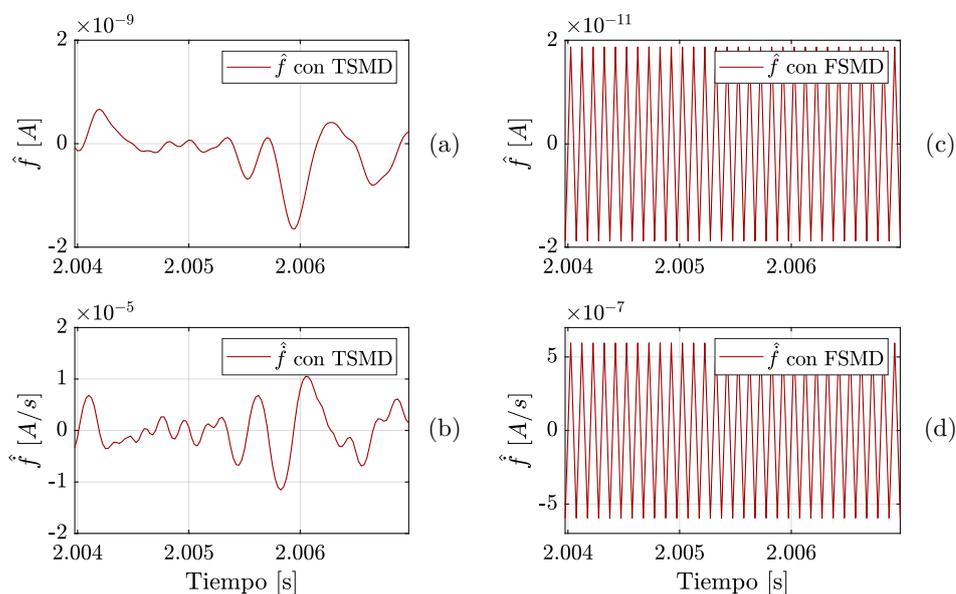


Figura 8.34: Estimación de una variable $f(t) = 0$ y su derivada empleando a) TSMD y b) FSMD.

de los TSMD puede observarse gráficamente en la Figura 8.34. En esta es presentado el error en la estimación de una señal $f(t) = 0$, cuando son empleados los diferenciadores FSMD y TSMD. Puede observarse que las estimaciones del TSMD son suaves, e incluso cómo la estimación de \dot{f} es la derivada de la estimación de f . Sin embargo, en las estimaciones del FSMD, las salidas alternan entre un máximo y un mínimo constantemente, agregando a las estimaciones un contenido de alta frecuencia. Adicionalmente, en esta imagen es posible observar la diferencia en los órdenes de magnitud de los errores. A pesar de que ambos son considerablemente pequeños, la precisión del TSMD es tal que el error cometido en la estimación de las derivadas es dos órdenes de magnitud mayor que en el FSMD.

A partir de este análisis, no es claro a priori el efecto que tendría el uso de los TSMD en el sistema de estimación. La consistencia es una propiedad fundamental, puesto que en los esquemas de estimación se realizan operaciones algebraicas con los elementos del regresor, por lo cual sus propiedades son fundamentales a la hora de realizar una correcta estimación de parámetros. Para esto podría pensarse una condición algebraica sencilla, por ejemplo $g(f, \dot{f}) = 0$. Al imponer una restricción algebraica de este estilo, podría evaluarse (como es realizado en [144]) que sólo el TSMD cumpliría dicha condición, gracias a la consistencia en la estimación de las derivadas.

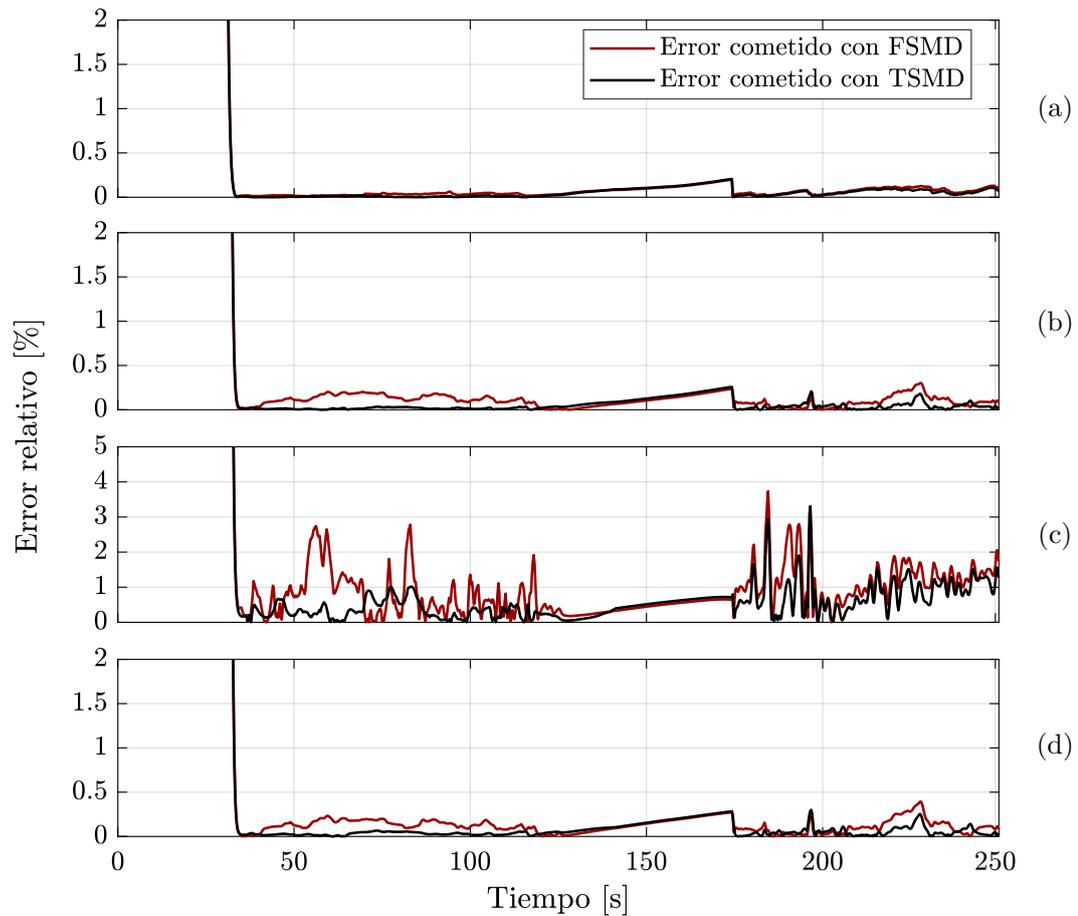


Figura 8.35: Error relativo en la estimación de parámetros θ_i sin ruido en las mediciones utilizando FSMD y TSMD.

Los resultados de estimación sin ruido en las señales de corrientes y tensiones, pueden observarse en la Figura 8.30 y el error correspondiente a la estimación de los parámetros empleando TSMD y FSMD puede observarse en la Figura 8.35. Por otro lado, en la Figura 8.32 pueden observarse los resultados de estimación obtenidos con ruido en las mediciones. Dado que el filtro empleado en los FSMD y en los TSMD es idéntico, y que la única diferencia entre las señales empleadas es la consistencia en la estimación de las derivadas, es posible concluir que esta propiedad es una ventaja para su uso en la estimación de parámetros. El TSMD es capaz de mantener el error (observar Figura 8.36) en la estimación de parámetros en una banda similar al caso en el cual no hay ruido en las mediciones, lo cual representa una ventaja por sobre los otros diferenciadores estudiados. Sin embargo, no es necesario apresurar conclusiones al respecto, puesto que el ruido utilizado fue agregado adrede y con el objetivo de ilustrar las diferencias entre los esquemas de derivación, y por otro lado los TSMD también poseen ciertas desventajas. Por ejemplo, el nivel de precisión de los mismos depende de la señal a derivar, lo cual puede ser sumamente problemático para señales muy variables, y el tiempo de convergencia es sustancialmente mayor al de los FSMD. Adicionalmente, para

su funcionamiento se requiere de un sistema de control de alto orden, lo cual complejiza la implementación de este esquema.

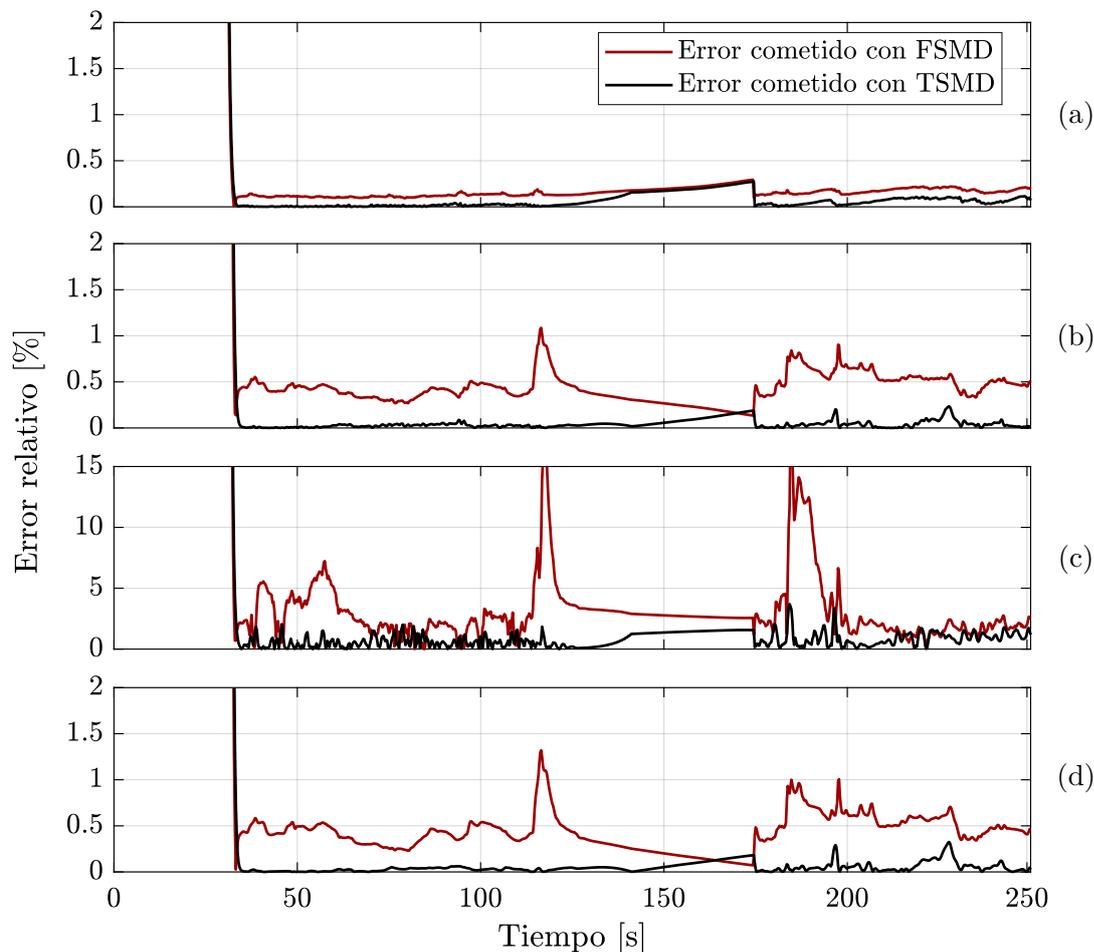


Figura 8.36: Error relativo en la estimación de parámetros θ_i con ruido en las mediciones utilizando FSMD y TSMD.

8.4. Tiempo de convergencia de las estimaciones

En esta sección es presentado un análisis realizado para analizar la mejora en el tiempo de convergencia obtenido al emplear la un RLS con ganancia variable, como ha sido propuesto en el Capítulo 5. Esta comparación, es realizada estimando los parámetros de una BL de idénticas características a la utilizada en la Sección 8.1. Sucintamente, a continuación son presentadas las diferencias entre los algoritmos de estimación de parámetros utilizados. Ambos, son equivalentes desde el punto de vista constructivo:

$$\dot{\hat{\theta}}(t) = -\mathbf{G}(t) \left[\mathcal{R}(t)\hat{\theta}(t) + \mathbf{r}(t) \right] \quad (8.11.1)$$

$$\dot{\mathcal{R}}(t) = -q\mathcal{R}(t) + \varphi(t)\varphi^T(t) \quad (8.11.2)$$

$$\dot{\mathbf{r}}(t) = -q\mathbf{r}(t) - \varphi(t)\eta(t) \quad (8.11.3)$$

sólo que en el caso clásico \mathbf{G} es constante, mientras que en la propuesta realizada esta es expresada como el producto entre una ganancia unidimensional variante en el tiempo y una matriz definida positiva $\mathbf{G}(t) = \frac{\bar{k}_{\mathbf{G}}}{\lambda_{\min}(\mathcal{R}(t))} \bar{\mathbf{G}}$. De esta forma, las cotas para la velocidad de convergencia de las estimaciones son:

$$T_{e_c} \leq \frac{n_{\tau}}{\lambda_{\min}(\mathbf{G}) \cdot \lambda_T} \quad (8.12.1)$$

$$T_{e_p} \leq \frac{n_{\tau}}{\bar{k}_{\mathbf{G}}} \quad (8.12.2)$$

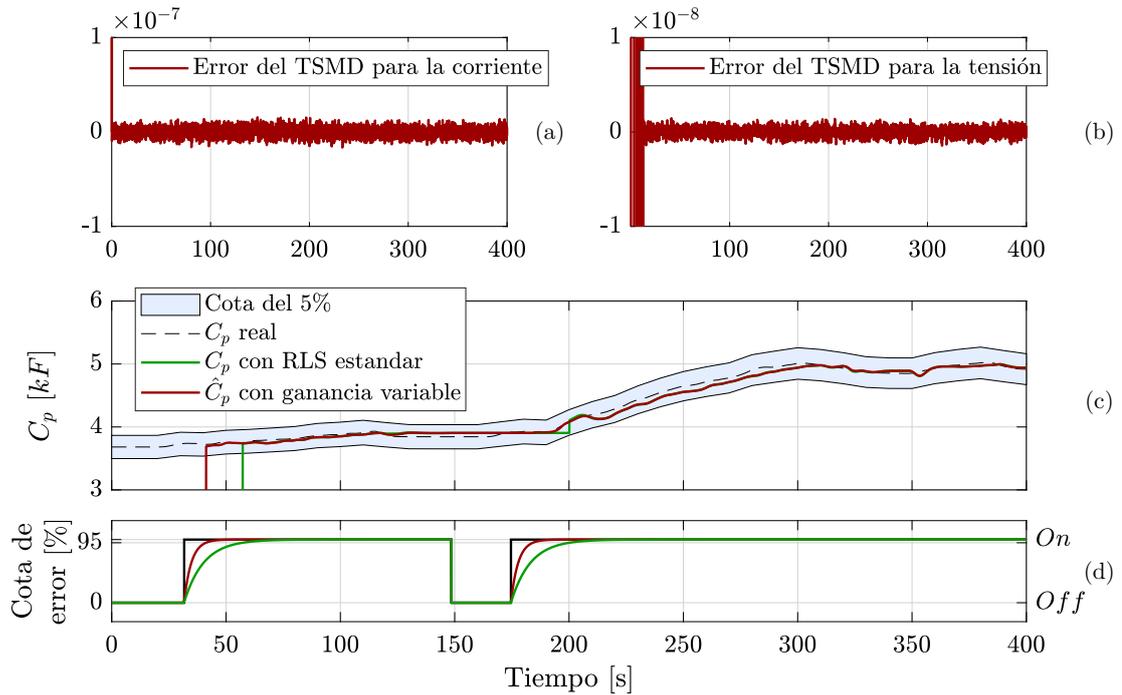


Figura 8.37: Análisis de la velocidad de convergencia de las estimaciones. a) Convergencia del TSMD para la estimación de la corriente. b) Convergencia del TSMD para la estimación de la tensión. c) Estimación de la CI (parámetros validados). d) Cotas para la convergencia del estimador y períodos de estimación.

Los subíndices c y p , son empleados para denotar los tiempos de convergencia del RLS clásico, y del RLS con la propuesta de ganancia variable realizada. Resulta evidente que siempre que $\bar{k}_{\mathbf{G}} > \lambda_{\min}(\mathbf{G})\lambda_T$, se logran mejores tiempos para la validación de resultados. Como resultado, empleando la propuesta del RLS con ganancia variable, es factible reducir T_e considerablemente.

Por ejemplo, evaluar el caso presentado en la Sección 8.1, donde para la estimación de parámetros de la BL, $\lambda_T = 0,03$ y $\lambda_{\min}(\mathbf{G}) = 3,95$, se logra un $T_{e_c} \approx 25s$, y con $\bar{k}_{\mathbf{G}} > 0,1185$ es factible reducir la cota para el tiempo de convergencia. Utilizando $\bar{k}_{\mathbf{G}} = 0,312$ se obtiene $T_{e_c} \approx 9,6s$. Los resultados de la simulación realizada para realizar esta comparación son presentados en la Figura 8.37, donde se ilustran los períodos de estimación, las cotas para el tiempo de convergencia, y

sólo un parámetro estimado: la CI. Adicionalmente, es presentado el error en la estimación de las corrientes y tensiones empleando los diferenciadores TSMD.

Observar que en el perfil de conducción empleado, se pierde persistencia cuando el vehículo se detiene, alrededor de los 150 segundos. Por lo tanto, lograr tiempos de validación cortos es fundamental para continuar con el proceso de estimación una vez que las condiciones de estimación son recuperadas (alrededor del segundo 175). Considerando este último aspecto, la reducción del la cota del tiempo de convergencia logrado con con el método de ganancia variable, es fundamental para aplicaciones en tiempo real.

Vale la pena remarcar que aún sin el método de ganancia variable, la propuesta de estimación que combina algoritmos de diferenciación por MD con estimadores recursivos, logra uno de los tiempos de convergencia más rápidos que se encuentran en la bibliografía especializada en la temática [100][121][196]. En lo que respecta al tiempo de convergencia de los diferenciadores empleados, este puede variar considerablemente dependiendo de la incertidumbre en las condiciones iniciales. Sin embargo, en las aplicaciones discutidas esto no representa un inconveniente, puesto que se debe contar con sensores de corriente y tensión para los módulos estudiados. De esta forma, el transitorio inicial de los diferenciadores es breve. En la Figura 8.37.a y b. puede observarse la convergencia inicial del error en los TSMD, y cómo el transitorio inicial concluye luego de transcurridos aproximadamente 10 segundos.

8.5. Estimación de SoC en modelo electroquímico de BL

Los resultados presentados hasta el momento corren con la ventaja de ser estimaciones obtenidas de un sistema cuyo modelo se corresponde de forma exacta con el modelo presupuesto. Sin embargo, la hipótesis de que los sistemas de almacenamiento que operan en VE pueden ser modelados como circuitos eléctricos de segundo orden (un tanque RC sumado a la tensión de circuito abierto), ha sido respaldada por la bibliografía [86][104][105][128][132]. Complementariamente, esto ha sido estudiado y justificado en el Capítulo 6 realizando un análisis basado en la PE.

Con el objetivo continuar evaluando el desempeño del esquema de estimación adaptivo propuesto, en esta sección son presentados los resultados obtenidos al emplear una BL disponible en Matlab-Simulink, la cual es modelada electroquímicamente. El estimador es conformado con un regresor de orden 4, de acuerdo con la Ecuación (8.10). De esta forma, se obtienen 4 parámetros eléctricos correspondientes a un MCE de segundo orden. Por otro lado, el observador utilizado se

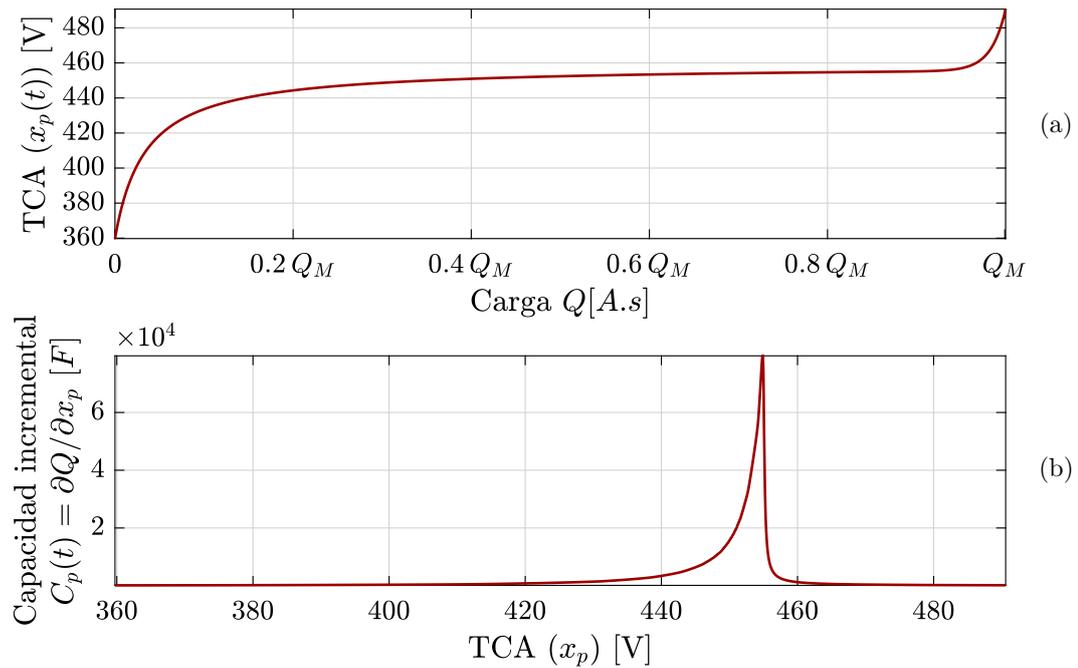


Figura 8.38: Curva característica de TCA vs Q de una BL electroquímica de Matlab-Simulink

basa en TSMD de segundo orden, con un filtro de orden 2, lo cual permite obtener estimaciones de la TCA y de la tensión de polarización.

Debido a que el modelo disponible en Matlab-Simulink es electroquímico, no es posible extraer de él parámetros eléctricos *reales* para realizar una comparación con los parámetros estimados. La única variable disponible para realizar una evaluación del desempeño del método de estimación es el SoC. Teniendo en cuenta estos aspectos, se realiza una caracterización del módulo disponible, y son relevadas las curvas requeridas para realizar la estimación del SoC las cuales se presentan en la Figura 8.38. En la Figura 8.38.a puede observarse la curva característica de TCA vs Q , mientras que en la Figura 8.38.b es presentada la CI para el módulo estudiado.

Los resultados de la estimación del SoC son presentados en la Figura 8.39. El transitorio inicial, es debido por un lado, al tiempo requerido para la convergencia de los TSMD y por otro, al retardo requerido para obtener PE en la demanda de potencia. Una vez transcurrido dicho transitorio, el método de estimación provee una estimación sumamente precisa del SoC. Cabe remarcar, que la precisión en la estimación de los estados SoC y SoH depende exclusivamente de la precisión en la estimación de los estados y parámetros internos del sistema de almacenamiento.

Inicialmente, todos los parámetros de la BL son desconocidos, incluyendo la capacidad de carga Q_M . Por lo tanto, es posible inferir que las impedancias serie del modelo, están siendo correctamente estimadas. De lo contrario, debería encontrarse un error en la estimación de la TCA, y consecuentemente del SoC.

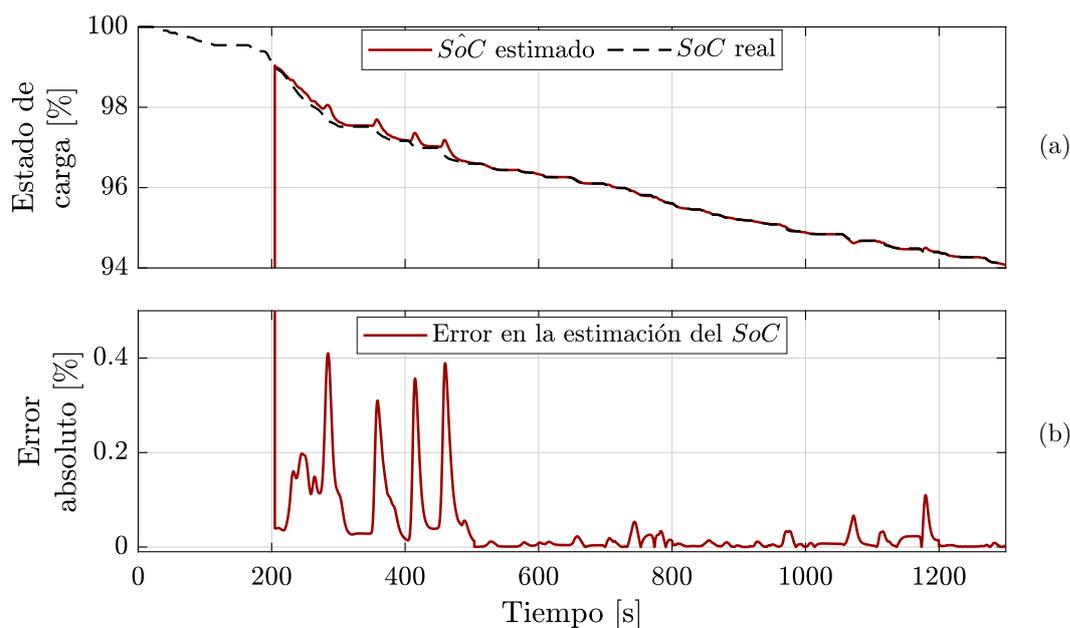


Figura 8.39: Estimación del estado de carga para el modelo electroquímico de BL.

Los resultados presentados en esta sección, son un paso de validación previo a la implementación experimental de los desarrollos realizados. A su vez, otro paso requerido para realizar una validación experimental del esquema propuesto, consta de realizar la discretización de los algoritmos propuestos lo cual debe ser exhaustivamente estudiado con el objetivo de garantizar la precisión de las estimaciones tanto de las derivadas como de las estimaciones.

8.6. Resultados empleando otros algoritmos de estimación

Ha sido mencionado que la propuesta realizada en el Capítulo 4 permite la utilización de múltiples algoritmos de estimación, debido a que la descripción de los MANC en la FCGF permite obtener una salida lineal en los parámetros. A continuación son presentados los resultados de estimación obtenidos al emplear algunas estructuras alternativas de estimación, presentadas en la sección 5.5.

8.6.1. Estimación de parámetros en BFRV utilizando RLS discreto con factor de olvido

En esta sección, son presentados los resultados de estimación de parámetros en BFRV. La aplicación considerada, es nuevamente la electrolinera presentada en la Figura 8.20, considerando un SCEE conformado por un generador sincrónico jaula de ardilla. Sin embargo en esta sección, es realizado un incremento virtual de los valores de la inercia del rotor del SCEE. De esta forma las fluctuaciones corres-

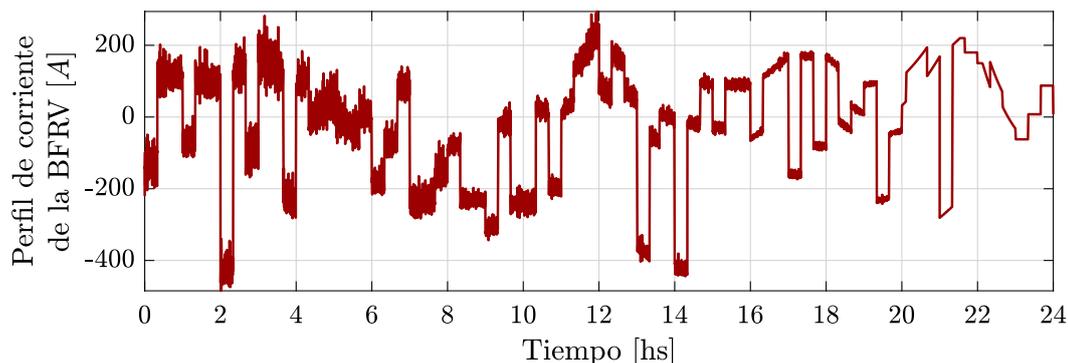


Figura 8.40: Perfil de 24hs de corriente filtrado.

pondientes a la porción turbulenta del espectro son progresivamente filtradas, lo que permite evaluar la viabilidad del uso de MCE para realizar la caracterización de BFRV en esta clase de aplicaciones.

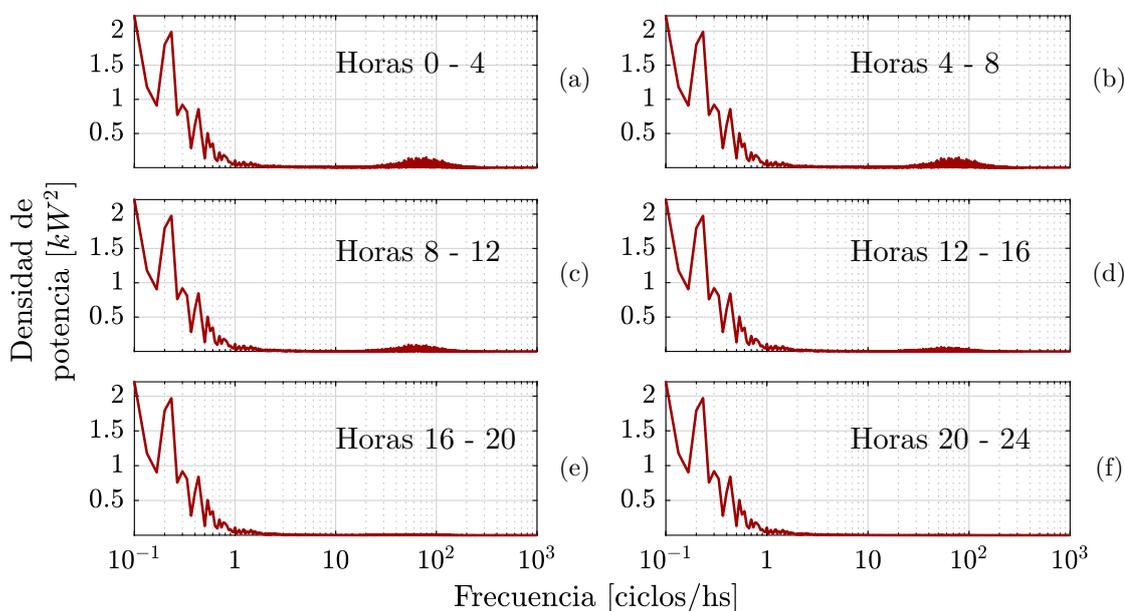


Figura 8.41: Densidad espectral de potencia para los períodos indicados del perfil de corriente.

El perfil de corriente de 24hs resultante es conformado con los lineamientos de la sección 6.4.1 y presentado en la Figura 8.40. Los resultados del proceso de filtrado pueden ser observados a simple vista: cada 4 horas es incrementado el valor de inercia, de forma que se generan 6 perfiles con distinto contenido armónico. Para evaluar la disminución de potencia en la porción turbulenta del espectro, en la Figura 8.41 es presentada la densidad espectral de potencia para cada uno de los intervalos mencionados.

Luego, se procede a calcular los parámetros de un MCE de segundo orden para las BFRV, evaluando simultáneamente $\lambda_{min}(\mathcal{P}^{-1})$, cuya evolución es presentada en la Figura 8.42. Puede observarse en la Figura 8.43 que a partir de aproximadamen-

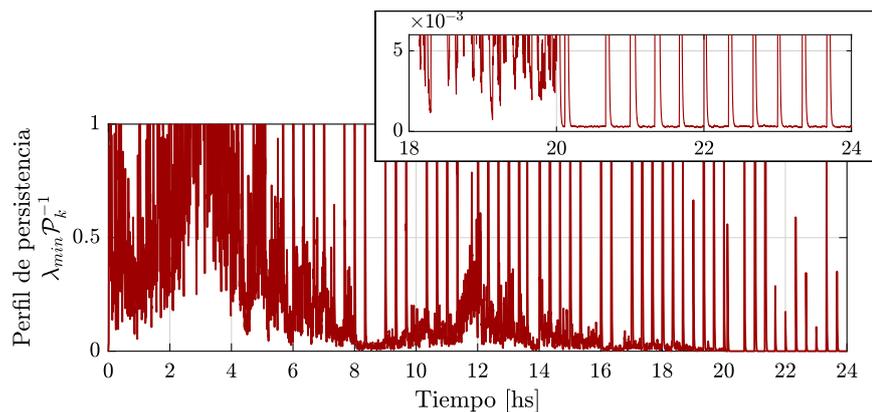


Figura 8.42: Evaluación de PE mediante $\lambda_{min}(\mathcal{P}_k^{-1})$.

te las 22hs del perfil utilizado, la estimación de parámetros diverge, lo cual ocurre cuando $\lambda_{min}(\mathcal{P}^{-1})$ se encuentra consistentemente por debajo de 0.001 aproximadamente. Si bien esto podría haber sido anticipado, los resultados proveen una cota para los valores de persistencia admisibles así como una primera aproximación a las condiciones requeridas para realizar la estimación de parámetros en BFRV en aplicaciones en tiempo real.

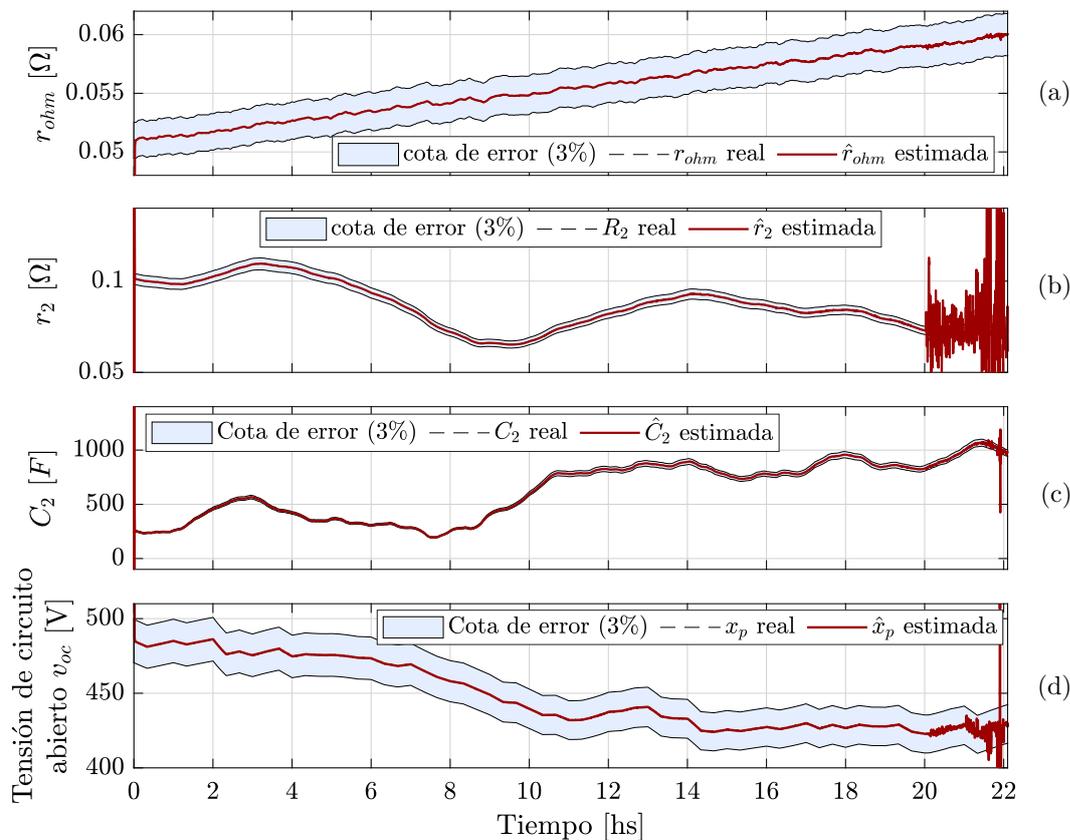


Figura 8.43: Resultado de la estimación de parámetros de la BFRV.

8.6.2. Comparación de resultados de estimación empleado RLS y FK

En esta sección son presentados y comparados los resultados de estimación obtenidos con diferentes métodos de estimación de parámetros discretos. Los algoritmos empleados son: un RLS discreto con factor de olvido, y un FK. Estos algoritmos son empleados para estimar los elementos de un MCE variante en el tiempo de segundo orden, empleado para modelar una BL como la presentada en la Sección 8.1.3, y utilizando los datos nominales de la Tabla 8.2.

Con el objetivo de analizar el comportamiento transitorio de los esquemas empleados, los mismos se inicializan con diferentes condiciones iniciales, y los resultados de estimación son presentados de forma continua. Estos son obtenidos empleando un paso de simulación de $t_e = 1 \cdot 10^{-3}$. Por otro lado, se emplean diferenciadores TSMD, dado que estos han demostrado una mayor robustez para ser empleados para la estimación de parámetros. El paso de cómputo para el cálculo de las derivadas es de $t_d = 1 \cdot 10^{-4}$.

Respecto al ajuste de los estimadores empleados, por un lado el RLS discreto empleado es configurado como:

$$\hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{k-1} + \frac{\mathcal{P}_{k-1}\varphi_k}{0,9986 + \varphi_k^T \mathcal{P}_{k-1} \varphi_k} (\eta_k - \varphi_k^T \hat{\theta}_k) \quad (8.13.1)$$

$$\mathcal{P}_k = \frac{1}{0,9986} \left(\mathcal{P}_{k-1} - \frac{\mathcal{P}_{k-1}\varphi_k\varphi_k^T \mathcal{P}_{k-1}}{0,9986 + \varphi_k^T \mathcal{P}_{k-1} \varphi_k} \right) \quad (8.13.2)$$

En esta propuesta de estimador, se requiere el ajuste del factor de olvido, seleccionado en este caso como $\lambda = 0,9986$. El FK utilizado por otro lado, debe ser empleado realizando un ajuste fino para diferentes variables que lo componen. En este caso el FK es configurado como:

$$\hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{k-1} + \frac{\mathcal{P}_{k-1}\varphi_k}{0,995 + \varphi_k^T \mathcal{P}_{k-1} \varphi_k} (\eta_k - \varphi_k^T \hat{\theta}_k) \quad (8.14.1)$$

$$\mathcal{P}_k = \mathcal{P}_{k-1} - \frac{\mathcal{P}_{k-1}\varphi_k\varphi_k^T \mathcal{P}_{k-1}}{\mathbf{V} + \varphi_k^T \mathcal{P}_{k-1} \varphi_k} + 1 \cdot 10^{-4} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,5 \end{bmatrix} \quad (8.14.2)$$

Los resultados del uso de estos estimadores para la estimación de parámetros puede observarse en la Figura 8.44. Puede observarse que el FK es mas susceptible al nivel de PE. Es por este motivo que durante los primeros aproximadamente 100 segundos, el parámetro θ_3 estimado con el FK presenta un comportamiento errático. Por su parte, el RLS converge rápidamente, pero es más susceptible a la pérdida de persistencia, lo que es visualizado alrededor del segundo 150 cuando

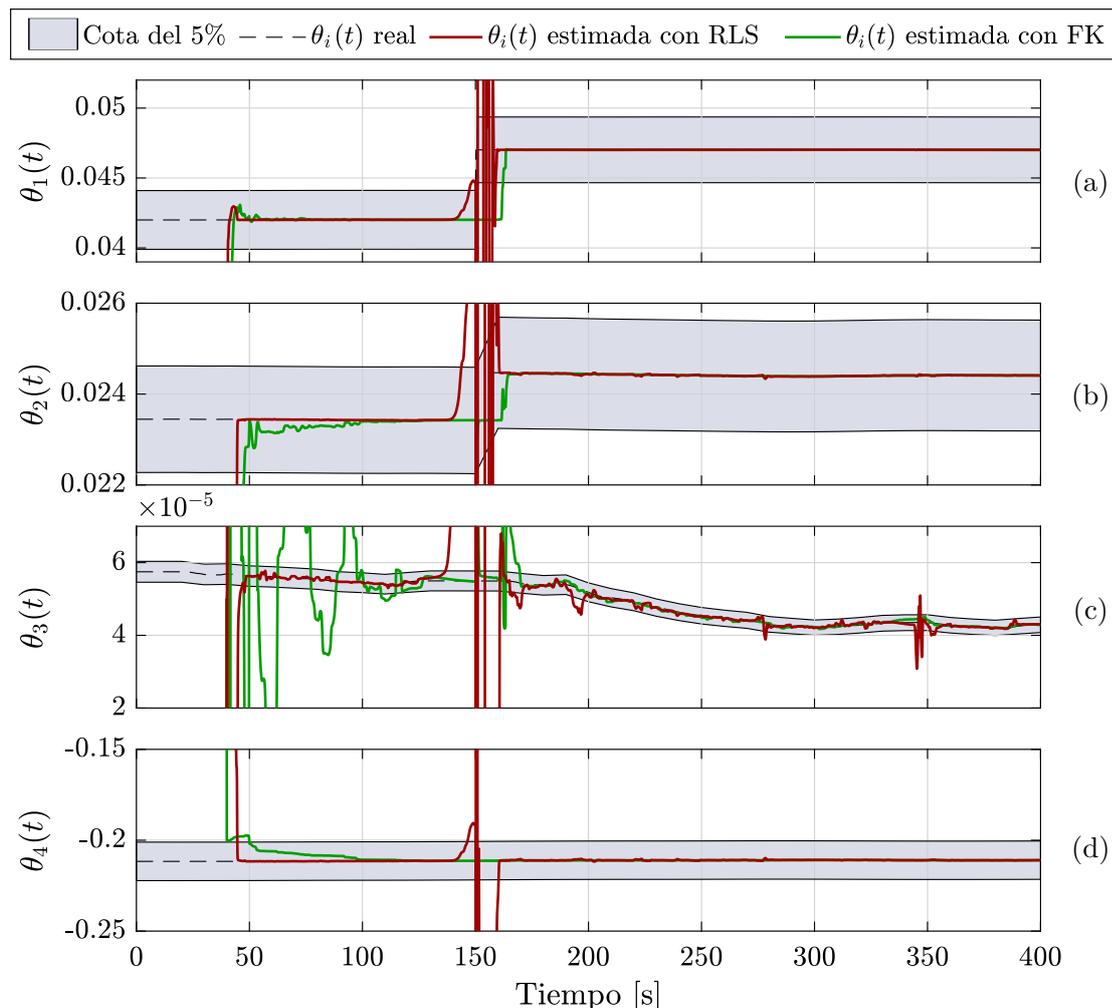


Figura 8.44: Resultado de la estimación de parámetros de una BL empleando diferentes algoritmos de estimación discretos.

los parámetros estimados se alejan de los valores reales. A pesar de que los resultados obtenidos con el FK podrían mejorarse, el desempeño de ambos algoritmos es similar. Respecto a las ventajas del FK, se destaca la posibilidad de incluir en el modelo un nivel de incertidumbre distinto para cada parámetro estimado. Esto permitiría ajustar el seguimiento de parámetros con diferentes velocidades de variación. En la propuesta de RLS implementada en cambio, el factor de olvido contempla que la velocidad de variación de todos los parámetros es similar.

8.6.3. Estimación de parámetros empleando MD

En último lugar, son presentados los resultados preliminares obtenidos, utilizando la propuesta de estimación por MD (EMD) presentada en [172]. Este algoritmo, ha sido brevemente introducido en la Sección 5.5.3, y está definido por:

$$\dot{\hat{\eta}} = -k_1 \psi_1(e_\eta) + \varphi^T \hat{\theta} \quad (8.15.1)$$

$$\dot{\hat{\theta}} = -k_2 \mathbf{G}(t) \psi_2(e_\eta) \varphi \quad (8.15.2)$$

donde $e_\eta = \hat{\eta} - \eta$, $k_{1,2} > 0$ son ganancias de diseño y $\mathbf{G}(t)$ una matriz de ganancia simétrica definida positiva y las funciones no lineales $\psi_{1,2}(\cdot)$ son:

$$\psi_1(e_\eta) = \mu_1 |e_\eta|^{1/2} \text{sign}(e_\eta) + \mu_2(e_\eta) \quad (8.16.1)$$

$$\psi_2(e_\eta) = \frac{\mu_1^2}{2} \text{sign}(e_\eta) + \frac{3}{2} \mu_1 \mu_2 |e_\eta|^{1/2} \text{sign}(e_\eta) + \mu_2^2 e_\eta \quad (8.16.2)$$

Los resultados preliminares hallados, demostraron que la convergencia del estimador es sumamente sensible a los cambios en los parámetros de diseño. Es decir: pequeñas variaciones en las ganancias empleadas producen resultados sumamente disimiles. Los resultados presentados a continuación han sido obtenidos utilizando los parámetros listados en la Tabla 8.6. Adicionalmente, para mejorar los resultados de estimación obtenidos, en esta tesis se propone realizar un ajuste de la ganancia del estimador obteniendo la misma como:

$$\dot{\mathcal{P}}(t) = 0,1\mathcal{P}(t) - \frac{\mathcal{P}\varphi(t)\varphi^\top(t)\mathcal{P}}{1 + \varphi^\top(t)\mathcal{P}(t)\varphi(t)} \quad (8.17.1)$$

$$\mathbf{G}(t) = \frac{\mathcal{P}(t)}{1 + \varphi^\top(t)\mathcal{P}(t)\varphi(t)} \quad (8.17.2)$$

Tabla 8.6: Valores de los parámetros empleados para el estimador basado en MD.

Parámetros	Valores
μ_1	4
μ_2	10
k_1	0.5
k_2	0.05

Esta propuesta resulta natural, por dos motivos principales. Por un lado, ha sido indicado en [172] que emplear una matriz de ganancia definida positiva no afecta (teóricamente) la convergencia del estimador, por lo tanto es factible ajustar la ganancia para los distintos parámetros estimados. Por otro lado, dado que en esencia la propuesta realizada por Moreno, es equivalente a un estimador por descenso del gradiente, y es sabido que una mejora simple para el cálculo de la estimación de parámetros por gradiente surge de la incorporación de la matriz de covarianza del regresor. Los resultados preliminares son presentados en la Figura 8.45, y puede observarse que a pesar de las mejoras logradas por la incorporación de la ganancia variable $\mathbf{G}(t)$, la precisión es considerablemente menor que la alcanzada por los algoritmos previamente presentados. Esto indica que aún se requieren esfuerzos para mejorar los resultados obtenidos, en vista de que los al-

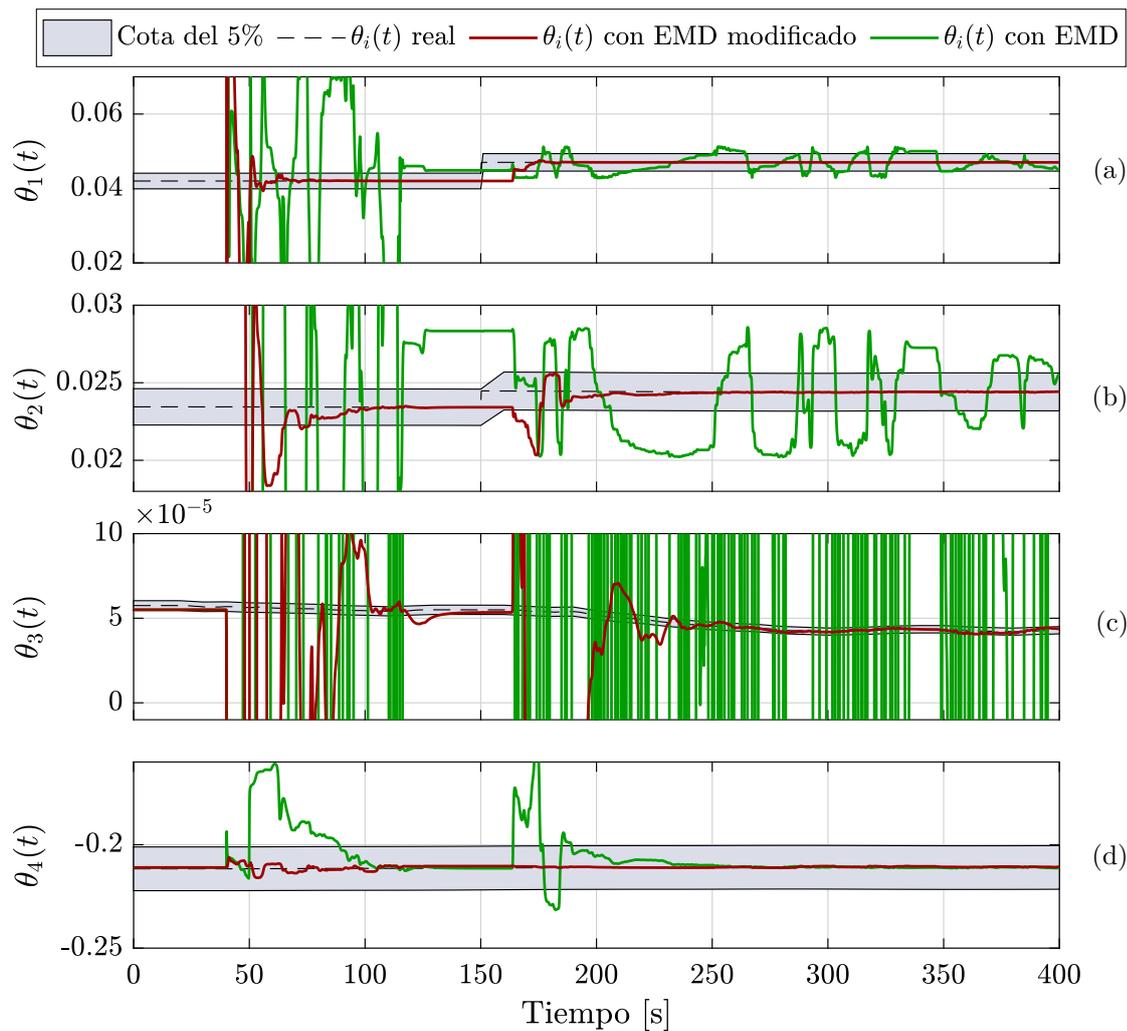


Figura 8.45: Resultado de la estimación de parámetros de una BL empleando estimadores por MD.

Algoritmos de estimación basados en MD son sumamente atractivos para su empleo en estas aplicaciones.

8.7. Estimación de parámetros de pacientes ventilados mecánicamente

Los “sistemas de almacenamiento” pueden encontrarse de diversas formas en la naturaleza. Los que han sido presentados hasta este momento en esta tesis, son capaces de almacenar energía eléctrica. Sin embargo, en la naturaleza existen otros sistemas capaces de almacenar energía, en los cuales podrían aplicarse las técnicas introducidas. Un caso de particular interés, es del aparato respiratorio humano. Se remarca que los resultados presentados en esta sección, son aún preliminares, y la aplicabilidad de los algoritmos diseñados se encuentra aún en una etapa de evaluación.

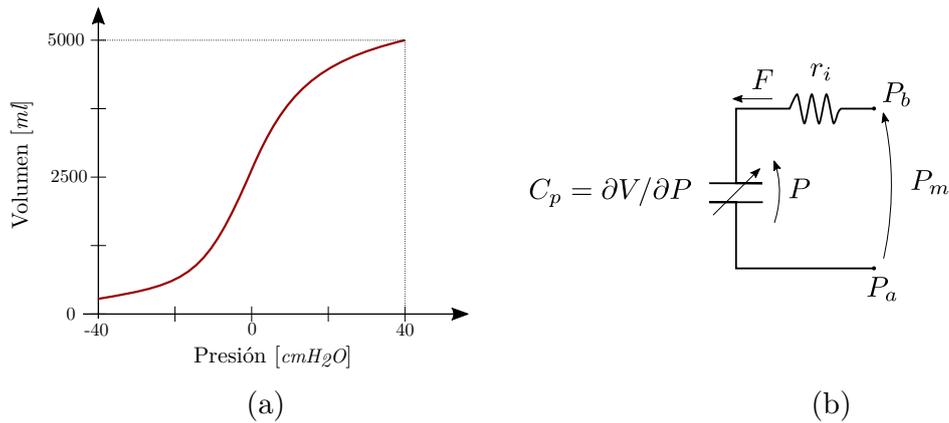


Figura 8.46: MCE de primer orden para pacientes ventilados mecánicamente.

En esencia, los pulmones almacenan energía en función de la presión y el volumen interno. Es factible entonces realizar una analogía con un circuito eléctrico, donde la presión es equivalente a un potencial eléctrico, el flujo de aire equivalente a la corriente, y el volumen de aire equivalente a las cargas acumuladas. De esta forma, un primer MCE para describir la dinámica pulmonar de un paciente sedado y ventilado mecánicamente puede observarse en la Figura 8.46.b. Notar que en este

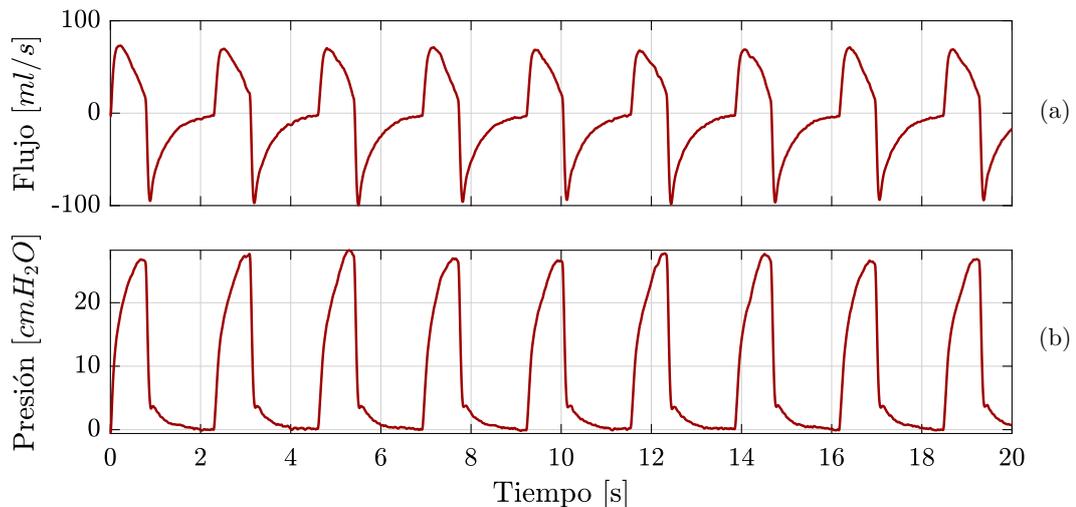


Figura 8.47: Presión y flujo de un paciente virtual para la estimación de parámetros.

caso, la presión en la boca (P_b) debe ser medida respecto a la presión atmosférica (P_a), la cual es una presión de referencia. En este caso, la CI del modelo representa la variación no lineal entre presión y volumen en los pulmones, así como previamente modelaba la curva no lineal entre la tensión y la carga almacenada. Una curva típica para esta característica no lineal es la sigmoidea que puede apreciarse en la Figura 8.46.a. Por otro lado, el parámetro resistivo r_i modela la resistencia al paso del aire del tracto respiratorio.

Luego, empleando el MCE de la Figura 8.46.b, es posible obtener la descripción

del sistema en la FCGF definiendo $P_m = z = y$:

$$\dot{z} = F \cdot \left(\frac{1}{C_p} \right) + \dot{F}r_i := \boldsymbol{\varphi}^\top(t)\boldsymbol{\theta}(t) \quad (8.18.1)$$

$$y = z \quad (8.18.2)$$

A diferencia de los casos presentados previamente, la CI del sistema pulmonar barre un amplio rango de valores en tan sólo un ciclo respiratorio. Por lo tanto, las variaciones de los datos de presión y flujo medidos de pacientes. Como una

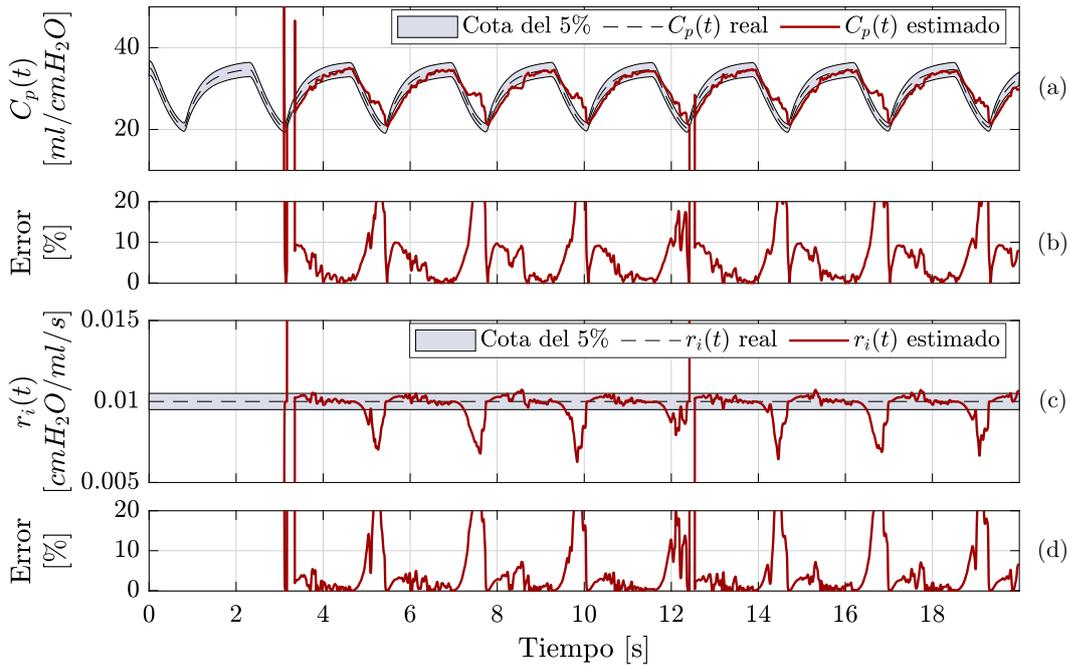


Figura 8.48: Resultados de la estimación de parámetros del sistema pulmonar empleando RLS.

primera aproximación para la estimación de parámetros, se realizó la presentación del trabajo [197] donde fue empleado un simulador de paciente, con el objetivo de poder contrastar los resultados de estimación obtenidos. Empleando datos típicos para pacientes sedados, en la Figura 8.48 son presentados los resultados de estimación de los parámetros del modelo de primer orden empleando un RLS con factor de olvido. Puede observarse que existen períodos en los cuales las estimaciones se alejan de la banda de confianza del 5%. Esto ocurre debido a la pérdida de PE: la forma de onda del flujo y la presión, son valores constantes en una buena parte del período empleado, por lo que el contenido armónico de esta señales es aportado sólo en los comienzos de los períodos inspiratorio y espiratorio. Es precisamente en dichos instantes, cuando los parámetros estimados se acercan a los valores reales del modelo empleado.

Por otro lado, debido a la alta tasa de variación de C_p , fue evaluado el uso del método de estimación por MD modificado. Estos últimos, son presentados en

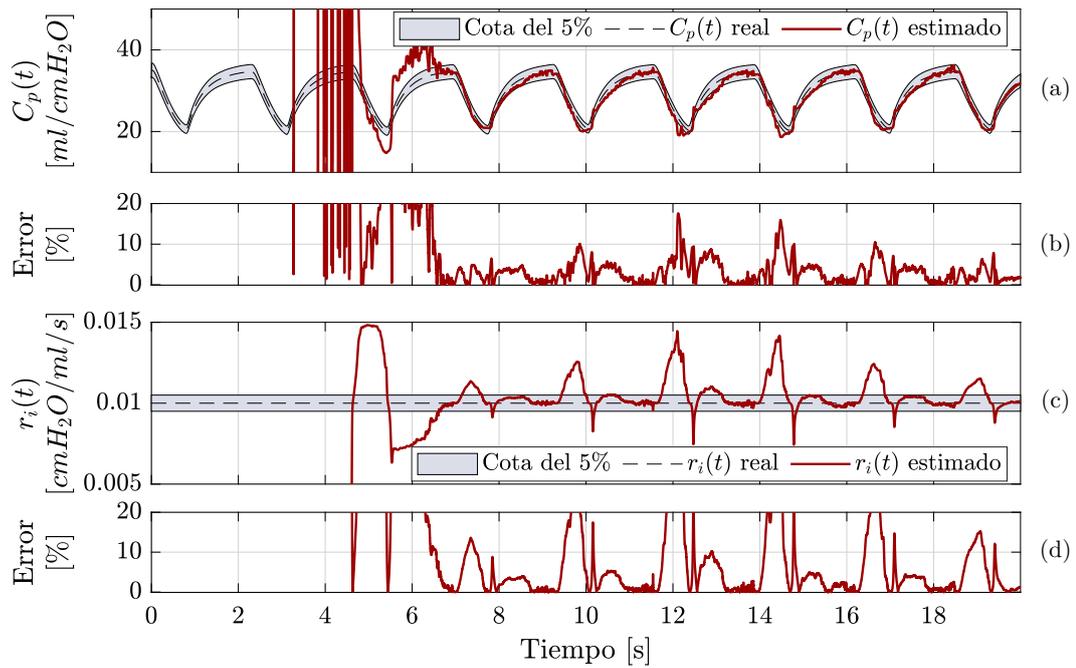


Figura 8.49: Resultados de la estimación de parámetros del sistema pulmonar empleando la propuesta de estimador por MD modificado.

la figura 8.49, donde puede observarse cómo el estimador propuesto es capaz de seguir con un mayor grado de precisión el valor de C_p , pero a costa de una menor precisión en la estimación de la resistencia serie del modelo.

8.8. Resumen

En este capítulo fueron presentados los principales resultados de estimación de parámetros y estados para MANC. Vale la pena remarcar, que los resultados de este capítulo son adaptaciones de los presentados en las principales publicaciones realizadas en el marco de esta tesis. Estos fueron obtenidos utilizando la metodología de estimación desarrollada en el Capítulo 7, para lo cual se requieren las herramientas desarrolladas en los capítulos 3, 4, 5, y 6. En particular, fueron presentados los resultados obtenidos empleando distintos esquemas de diferenciación por modos deslizantes, así como diferentes variantes de estimadores, incluyendo RLS, FK y un estimador de parámetros basado en MD.

Con el objetivo de presentar resultados de estimación representativos para la amplia gama de aplicaciones y sistemas de almacenamiento estudiados en esta tesis, fueron analizados dos escenarios: aplicaciones móviles, y aplicaciones estacionarias. En las aplicaciones estacionarias fue considerado el uso de BFRV, mientras que en las aplicaciones móviles se emplearon BL y SC. A su vez, fue comparado el desempeño de los tres diferenciadores estudiados, cuando estos son empleados en la metodología de estimación propuesta.

Brevemente, el esquema introducido en el marco de esta tesis ha demostrado un alto grado de aplicabilidad, y un gran potencial para la estimación de parámetros de sistemas de almacenamiento. Los resultados obtenidos poseen un bajo nivel de error, y robustez frente a incertidumbre en las variables medidas así como a la utilización de sensores no ideales, estando estos representados por el uso de bloques de cuantización. Adicionalmente, se han presentado los resultados obtenidos empleando modelos electroquímicos, obteniendo nuevamente una adecuada estimación del SoC.

Por otro lado se destaca de la metodología propuesta, el bajo tiempo requerido para la convergencia de las estimaciones. Este, depende del tiempo de convergencia de los diferenciadores por MD empleados, y de la convergencia del proceso de estimación. Empleando el esquema de observación adaptivo propuesto, es posible lograr convergencia de los estimadores en tiempos del orden de las decenas de segundos, lo cual ubica al método de estimación propuesto entre los métodos más veloces para la estimación de sistemas de almacenamiento disponibles en la bibliografía.

Capítulo 9

Conclusiones y trabajo futuro

En este capítulo se detallan las principales conclusiones de esta tesis y el trabajo a futuro. Por un lado, en lo que respecta a las conclusiones, se destacan los principales logros y avances en materia de estimación de parámetros para sistemas de almacenamiento de energía. Para realizar una presentación clara y concisa, las mismas son itemizadas en la Sección 9.1. Por otro lado, respecto al trabajo a futuro, se hace foco en las líneas de investigación abiertas como resultados de los aportes realizados, lo cual es presentado en la Sección 9.2.

9.1. Conclusiones

Sucintamente, en esta tesis se han presentado aportes y desarrollos en el campo de la estimación de parámetros para sistemas de almacenamiento de energía no convencionales. Algunas de las contribuciones introducidas en estos desarrollos son:

- El uso de algoritmos de diferenciación basados en modos deslizantes, los cuales no han sido empleados aún en la estimación de parámetros y estados de sistemas de almacenamiento. A su vez, esto introduce dos mejoras respecto de los algoritmos convencionalmente empleados: por un lado la posibilidad de obtener convergencia en tiempo finito para todos los estados del sistema de almacenamiento; por otro lado, la posibilidad de obtener una salida del sistema auxiliar en los parámetros del modelo utilizado.
- El desarrollo de nuevos MCE con parámetros lentamente variantes en el tiempo para describir la dinámica de sistemas de almacenamiento. En particular, los aportes se centran en la utilización de una capacidad serie para modelar las variaciones en la TCA frente a la carga, es decir, la inclusión en el modelo de la CI de los sistemas de almacenamiento. Esto representa una novedad en el modelado de MANC, la cual acoplada con los métodos de esti-

mación adecuados permite estimar en tiempo real la CI. Convencionalmente esta es obtenida mediante métodos off-line.

- A su vez, la estimación de la CI permite realizar estudios en profundidad de las variaciones en los estados SoC y SoH. Respecto al SoC, ha sido demostrado cómo puede utilizarse una estimación de la capacidad de almacenamiento a partir de la CI. Por otro lado, el uso de estimaciones de la CI en tiempo real permite recopilar información de la evolución del SoH en aplicaciones vehiculares, lo cual es fundamental para mejorar el entendimiento acerca de cómo se produce el envejecimiento en sistemas de almacenamiento operando en condiciones reales.
- El diseño de métodos alternativos para inferir de los estados SoC y SoH. Por un lado, se ha propuesto una mejora para la estimación del SoC utilizando un método de integración de corriente, actualizado con parámetros estimados en tiempo real. Por otro lado, ha sido posible realizar la estimación del SoH a partir de la determinación de diferentes índices de salud computados en tiempo real utilizando los parámetros característicos de los modelos adoptados.
- Se ha presentado una metodología versátil para ser implementada en una variedad de sistemas de almacenamiento, empleados en aplicaciones móviles (VE) y en aplicaciones estacionarias. Esta ha sido desarrollada con el objetivo de combinar eficazmente los algoritmos de diferenciación y estimación de parámetros desarrollados.
- Ha sido justificada la elección del orden de MCE para distintas aplicaciones a partir del relevamiento de la PE. En particular, se ha puesto especial énfasis en el análisis de la PE en aplicaciones móviles, dado que en la bibliografía disponible no se han encontrado publicados estos desarrollos y análisis. Esto repercute en última instancia, en una mayor eficiencia de los métodos de estimación en aplicaciones en tiempo real.
- Se ha desarrollado una variante para la estimación basada en RLS incluyendo una ganancia variable en el estimador. De esta forma es posible asegurar convergencia de las estimaciones a una banda de error en un tiempo fijo. Adicionalmente, se ha realizado un análisis de los métodos de estimación recursivos, para establecer cotas para los tiempos de convergencia de los algoritmos, lo cual es fundamental para la estimación de parámetros en tiempo real.
- Mediante la aplicación de las técnicas originales desarrolladas, se ha logrado una mejora en los tiempos de convergencia de algoritmos de estimación. A

pesar de que esto no ha sido teóricamente demostrado, la convergencia en tiempo finito de las estructuras de diferenciación, junto con los métodos de estimación empleados permitió lograr tiempos de convergencia que se encuentran entre los más rápidos presentes en la bibliografía especializada.

- Por último, los análisis y desarrollos realizados han sido evaluados en una amplia variedad de aplicaciones y sistemas de almacenamiento, demostrando una gran capacidad para estimar parámetros y estados. La potencialidad de los algoritmos desarrollados es tal que su uso no se limita a la aplicación en sistemas de almacenamiento de energía, sino que también ha sido evaluado su uso para la estimación de parámetros de pacientes ventilados mecánicamente.

9.2. Trabajo futuro

A partir de los ítem presentados en la sección anterior, queda en evidencia la multiplicidad de líneas de trabajo que surgen a raíz de las investigaciones desarrolladas en el marco de esta tesis. Estas podrían dividirse en trabajo futuro para el corto, mediano, y largo plazo.

- En lo que refiere al corto plazo, la implementación de los algoritmos desarrollados es una tarea necesaria para validar experimentalmente los resultados presentados. En esta etapa, serán estudiados en profundidad los efectos de la discretización de los diferenciadores por MD, así como de los múltiples algoritmos de estimación presentados. Por último, se realizarán evaluaciones experimentales de los métodos desarrollados en una amplia variedad de sistemas de almacenamiento en situaciones controladas de laboratorio.
- En el mediano plazo, se evaluará la utilización y el desarrollo de nuevos métodos de estimación, para reemplazar el uso de RLS. Podrían evaluarse los resultados empleando una amplia gama de algoritmos, tal como es el caso de estructuras de estimación basadas en MD, u otros algoritmos no lineales.
- Por último, en el largo plazo, es posible: continuar estudiando las problemáticas presentes en sistemas de almacenamiento; evaluar la aplicación de las técnicas desarrolladas en otras aplicaciones; generalizar la propuesta de estimación desarrollada para modelos no-lineales de los sistemas de almacenamiento; desarrollar una plataforma versátil para implementar con bajo costo computacional los métodos desarrollados; así como una amplia gama de posibilidades.

Apéndice A

Convergencia de los diferenciadores homogéneos por modos deslizantes

El problema de la diferenciación, no es uno trivial. Determinar en tiempo finito las derivadas de hasta orden n de una señal desconocida, es una tarea compleja. Para demostrar la convergencia de estos diferenciadores, deben utilizarse herramientas de homogeneidad. Una función de una variable $g(x) \in \mathbb{R}^1$ es homogénea con grado de homogeneidad $q \in \mathbb{R}$ si $\forall \kappa > 0$ se cumple:

$$g(\kappa x) = \kappa^q g(x) \quad (\text{A.1})$$

La homogeneidad es un pilar de las funciones lineales, sólo que el grado de homogeneidad en ese caso es $q = 1$. Esa propiedad puede generalizarse para espacios vectoriales, y en particular para ecuaciones diferenciales, lo cual es presentado a continuación. Una ecuación diferencial $\dot{x} = f(x)$, $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ es $\bar{\mathbf{r}}$ -homogénea ($\bar{\mathbf{r}} \in \mathbb{R}^n$) con grado de homogeneidad $q \in \mathbb{R}$ si y sólo si se cumple que $\forall \kappa > 0$:

$$\kappa^{-q} \Lambda_{\bar{\mathbf{r}}}^{-1} f(\Lambda_{\bar{\mathbf{r}}} x) = f(x) \quad (\text{A.2})$$

siendo $\Lambda_{\bar{\mathbf{r}}}$ una matriz diagonal de dilatación con elementos $(\Lambda_{\bar{\mathbf{r}}})_{ii} = \kappa^{\bar{r}_i}$. La idea es análoga a la presentada anteriormente, sólo que en este caso es permitido utilizar pesos diferentes en cada dirección del espacio. Esto permite flexibilizar el concepto de homogeneidad a un conjunto más amplio de funciones. Para comprender esto con algún ejemplo, es factible calcular el grado de homogeneidad de un diferenciador por modos deslizantes, como es presentado a continuación. Suponga a modo de ejemplo que se posee el diferenciador SMD de orden dos:

$$\dot{\mu}_0 = -\lambda_2 L^{1/3} |\mu_0 - f(t)|^{2/3} \text{sign}(\mu_0 - f(t)) + \mu_1 \quad (\text{A.3.1})$$

$$\dot{\mu}_1 = -\lambda_1 L^{2/3} |\mu_0 - f(t)|^{1/3} \text{sign}(\mu_0 - f(t)) + \mu_2 \quad (\text{A.3.2})$$

$$\dot{\mu}_2 = -\lambda_0 L \text{sign}(\mu_0 - (f(t))) \quad (\text{A.3.3})$$

Para hallar la dinámica del error de este diferenciador es posible realizar el cambio de variables $\sigma_i = (\mu_i - f^{(i)})/L$, lo que arroja:

$$\dot{\sigma}_0 = -\lambda_2 |\sigma_0|^{2/3} \text{sign}(\sigma_0) + \sigma_1 \quad (\text{A.4.1})$$

$$\dot{\sigma}_1 = -\lambda_1 |\sigma_0|^{1/3} \text{sign}(\sigma_0) + \sigma_2 \quad (\text{A.4.2})$$

$$\dot{\sigma}_2 = -\lambda_0 \text{sign}(\sigma_0) - \frac{f^{(i)}(t)}{L} \in -\lambda_0 \text{sign}(\sigma_0) + [-1; 1] \quad (\text{A.4.3})$$

donde se hace uso de que $\frac{f^{(i)}(t)}{L} \in [-1; 1]$ por definición, para expresar la última ecuación diferencial como una inclusión diferencial. Es posible verificar, que la inclusión diferencial definida por la Ecuación (A.4) es homogénea con grado -1, dado que es invariante con respecto a la transformación $\sigma_i \mapsto \kappa^{3-i} \sigma_i$, es decir que al aplicar la transformación de la Ecuación (A.2), esta se cumple con $q = -1$:

$$\begin{aligned} \dot{\sigma}_0 &= \kappa^{-q} \kappa^{-3} (-\lambda_2 |\sigma_0 \kappa^3|^{2/3} \text{sign}(\sigma_0) + \kappa^2 \sigma_1) = \\ &= \kappa^{-q} \kappa^{-3} \kappa^2 (-\lambda_2 |\sigma_0|^{2/3} \text{sign}(\sigma_0) + \sigma_1) = -\lambda_2 |\sigma_0|^{2/3} \text{sign}(\sigma_0) + \sigma_1 \end{aligned} \quad (\text{A.5.1})$$

$$\begin{aligned} \dot{\sigma}_1 &= \kappa^{-q} \kappa^{-2} (-\lambda_1 |\sigma_0 \kappa^3|^{1/3} \text{sign}(\sigma_0) + \kappa^1 \sigma_2) = \\ &= \kappa^{-q} \kappa^{-2} \kappa^1 (-\lambda_1 |\sigma_0|^{1/3} \text{sign}(\sigma_0) + \sigma_2) = -\lambda_1 |\sigma_0|^{1/3} \text{sign}(\sigma_0) + \sigma_2 \end{aligned} \quad (\text{A.5.2})$$

$$\begin{aligned} \dot{\sigma}_2 &\in \kappa^{-q} \kappa^{-1} (-\lambda_0 \text{sign}(\sigma_0) + [-1; 1]) = \\ &= (-\lambda_0 \text{sign}(\sigma_0) + [-1; 1]) = -\lambda_0 \text{sign}(\sigma_0) + [-1; 1] \end{aligned} \quad (\text{A.5.3})$$

donde la última igualdad se satisface con $q = -1$. Como consecuencia, la dinámica del error es homogénea con grado -1 . Esto último es fundamental, puesto que asegura todas las propiedades de las ecuaciones diferenciales con grado de homogeneidad negativo, incluyendo tiempo de convergencia finito. En términos precisos, si una inclusión diferencial con grado de homogeneidad negativo es asintóticamente estable, entonces es globalmente-uniformemente estable. Adicionalmente, si el grado de homogeneidad es -1, entonces la convergencia es en un tiempo finito [140][141][145]. El planteo realizado en este apéndice, puede ser extrapolado fácilmente para demostrar la homogeneidad de los diferenciadores FSMD y TSMD.

Simultáneamente, ha sido planteado en [141] cómo el comportamiento de los diferenciadores en el origen, no es afectado por ruidos de pequeña magnitud, ni por la discretización de los algoritmos. A partir de estas demostraciones han sido planteadas las cotas para la precisión de los derivadores, ya presentadas en el Capítulo 4, en la Sección 4.4.

Bibliografía

- [1] International energy agency IEA. iea.org, 2022. Último acceso: 2022-12-20.
- [2] European Commission and Directorate-General for Climate Action Going climate-neutral by 2050: a strategic long-term vision for a prosperous modern competitive and climate-neutral eu economy. *Publications Office*, 2019.
- [3] Ibrahim Dincer and Canan Acar. A review on clean energy solutions for better sustainability. *International Journal of Energy Research*, 39(5):585–606, 2015.
- [4] Argentina gobierno - ministerio de economía - secretaría de energía. www.argentina.gob.ar, 2022. Último acceso: 2022-12-20.
- [5] Remus Prăvălie, Cristian Patriche, and Georgeta Bandoc. Spatial assessment of solar energy potential at global scale. a geographical approach. *Journal of Cleaner Production*, 209:692–721, feb 2019.
- [6] Ehsanul Kabir, Pawan Kumar, Sandeep Kumar, Adedeji A. Adelodun, and Ki-Hyun Kim. Solar energy: Potential and future prospects. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 82:894–900, feb 2018.
- [7] Shahin Shoeibi, Hadi Kargarsharifabad, Meisam Sadi, Ahmad Arabkoohsar, and Seyed Ali Agha Mirjalily. A review on using thermoelectric cooling, heating, and electricity generators in solar energy applications. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 52:102105, aug 2022.
- [8] G.K. Singh. Solar power generation by PV (photovoltaic) technology: A review. *Energy*, 53:1–13, may 2013.
- [9] Bhubaneswari Parida, S. Iniyani, and Ranko Goic. A review of solar photovoltaic technologies. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 15(3):1625–1636, apr 2011.
- [10] Fernando Porté-Agel, Majid Bastankhah, and Sina Shamsoddin. Wind-turbine and wind-farm flows: A review. *Boundary-Layer Meteorology*, 174(1):1–59, sep 2019.

- [11] K.S.R. Murthy and O.P. Rahi. A comprehensive review of wind resource assessment. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 72:1320–1342, may 2017.
- [12] Michael J. Aziz, Dennice F. Gayme, Kathryn Johnson, Janelle Knox-Hayes, Perry Li, Eric Loth, Lucy Y. Pao, Donald R. Sadoway, Jessica Smith, and Sonya Smith. A co-design framework for wind energy integrated with storage. *Joule*, 6(9):1995–2015, sep 2022.
- [13] G. Gualtieri. Analysing the uncertainties of reanalysis data used for wind resource assessment: A critical review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 167:112741, oct 2022.
- [14] Isaac Van der Hoven. Power spectrum of horizontal wind speed in the frequency range from 0.0007 to 900 cycles per hour. *Journal of Meteorology*, 14(2):160–164, apr 1957.
- [15] H. L. Griffith, H. A. Panofsky, and I. Van der Hoven. Power-spectrum analysis over large range of frequency. *Journal of Meteorology*, 13(3):279–282, jun 1956.
- [16] Carolina Alejandra Evangelista. *Control de sistemas no lineales por modos deslizantes de segundo orden*. PhD thesis, Universidad Nacional de La Plata - Facultad de Ingeniería, 2012.
- [17] Nawin Ra and Ankur Bhattacharjee. An extensive study and analysis of system modeling and interfacing of vanadium redox flow battery. *Energy Technology*, 9, 1 2021.
- [18] E. Lobato, L. Sigrist, A. Ortega, A. González, and J.M. Fernández. Battery energy storage integration in wind farms: Economic viability in the spanish market. *Sustainable Energy, Grids and Networks*, 32:100854, dec 2022.
- [19] Abraham Alem Kebede, Theodoros Kalogiannis, Joeri Van Mierlo, and Maitane Berecibar. A comprehensive review of stationary energy storage devices for large scale renewable energy sources grid integration. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 159:112213, may 2022.
- [20] X. Costoya, M. deCastro, D. Carvalho, B. Arguilé-Pérez, and M. Gómez-Gesteira. Combining offshore wind and solar photovoltaic energy to stabilize energy supply under climate change scenarios: A case study on the western iberian peninsula. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 157:112037, apr 2022.

- [21] D.P. Coiro, F. De Luca, G. Troise, N. Bizzarrini, and G. Lazzerini. Designing a safety structure for an onshore pivoted wave energy converter: numerical and experimental investigation. In *2019 International Conference on Clean Electrical Power (ICCEP)*. IEEE, jul 2019.
- [22] Zhibin Zhou, Mohamed Benbouzid, Jean Frédéric Charpentier, Franck Sculler, and Tianhao Tang. A review of energy storage technologies for marine current energy systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 18:390–400, feb 2013.
- [23] R. Sabzehgar and M. Moallem. A review of ocean wave energy conversion systems. In *2009 IEEE Electrical Power & Energy Conference (EPEC)*. IEEE, oct 2009.
- [24] Mohammed A. Almoghayer, David K. Woolf, Sandy Kerr, and Gareth Davies. Integration of tidal energy into an island energy system – a case study of orkney islands. *Energy*, 242:122547, mar 2022.
- [25] David Wilkie and Carmine Galasso. A bayesian model for wind farm capacity factors. *Energy Conversion and Management*, 252:114950, jan 2022.
- [26] Jean-Roch Nader, Song-Ping Zhu, Paul Cooper, and Brad Stappenbelt. A finite-element study of the efficiency of arrays of oscillating water column wave energy converters. *Ocean Engineering*, 43:72–81, apr 2012.
- [27] Sameer Hameer and Johannes L. van Niekerk. A review of large-scale electrical energy storage. *International Journal of Energy Research*, 39(9):1179–1195, 2015.
- [28] Yuqing Yang, Stephen Bremner, Chris Menictas, and Merlinde Kay. Modelling and optimal energy management for battery energy storage systems in renewable energy systems: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 167:112671, oct 2022.
- [29] Xing Luo, Jihong Wang, Mark Dooner, and Jonathan Clarke. Overview of current development in electrical energy storage technologies and the application potential in power system operation. *Applied Energy*, 137:511–536, jan 2015.
- [30] Ioannis Hadjipaschalis, Andreas Poullikkas, and Venizelos Efthimiou. Overview of current and future energy storage technologies for electric power applications. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 13(6-7):1513–1522, aug 2009.

- [31] Sergio Vazquez, Srdjan M. Lukic, Eduardo Galvan, Leopoldo G. Franquelo, and Juan M. Carrasco. Energy storage systems for transport and grid applications. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 57(12):3881–3895, dec 2010.
- [32] John W. Lund and Tonya L. Boyd. Direct utilization of geothermal energy 2015 worldwide review. *Geothermics*, 60:66–93, mar 2016.
- [33] Árni Ragnarsson, Benedikt Steingrímsson, and Sverrir Thorhallsson. Geothermal development in iceland 2015-2019. In *Proceedings World Geothermal Congress 2020+1*, Octubre 2021.
- [34] John F. Ahearne. Prospects for nuclear energy. *Energy Economics*, 33(4):572–580, jul 2011.
- [35] Ugur Korkut Pata and Ahmed Samour. Do renewable and nuclear energy enhance environmental quality in france? a new EKC approach with the load capacity factor. *Progress in Nuclear Energy*, 149:104249, jul 2022.
- [36] K.C. Divya and Jacob Østergaard. Battery energy storage technology for power systems—an overview. *Electric Power Systems Research*, 79(4):511–520, apr 2009.
- [37] John Baker. New technology and possible advances in energy storage. *Energy Policy*, 36(12):4368–4373, dec 2008.
- [38] Peter J. Hall and Euan J. Bain. Energy-storage technologies and electricity generation. *Energy Policy*, 36(12):4352–4355, dec 2008.
- [39] Alireza Khaligh and Zhihao Li. Battery, ultracapacitor, fuel cell, and hybrid energy storage systems for electric, hybrid electric, fuel cell, and plug-in hybrid electric vehicles: State of the art. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 59(6):2806–2814, jul 2010.
- [40] Joeri Van Mierlo, Maitane Berecibar, Mohamed El Baghdadi, Cedric De Cauwer, Maarten Messagie, Thierry Coosemans, Valéry Jacobs, and Omar Hegazy. Beyond the state of the art of electric vehicles: A fact-based paper of the current and prospective electric vehicle technologies. *World Electric Vehicle Journal*, 12(1):20, feb 2021.
- [41] Rajeev Ranjan Kumar and Kumar Alok. Adoption of electric vehicle: A literature review and prospects for sustainability. *Journal of Cleaner Production*, 253:119911, apr 2020.

- [42] Zhicheng He, Ziming Yang, Xiangyu Cui, and Eric Li. A method of state-of-charge estimation for EV power lithium-ion battery using a novel adaptive extended kalman filter. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 69(12):14618–14630, dec 2020.
- [43] T. Kim, W. Qiao, and L. Qu. Online soc and soh estimation for multicell lithium-ion batteries based on an adaptive hybrid battery model and sliding-mode observer. In *2013 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition*, pages 292–298. IEEE, Sep. 2013.
- [44] Andreas Jossen. Fundamentals of battery dynamics. *Journal of Power Sources*, 154(2):530–538, mar 2006.
- [45] Jie Sun, Menglian Zheng, Zhongshu Yang, and Zitao Yu. Flow field design pathways from lab-scale toward large-scale flow batteries. *Energy*, 173:637–646, apr 2019.
- [46] Idoia San Martín, Alfredo Ursúa, and Pablo Sanchis. Integration of fuel cells and supercapacitors in electrical microgrids: Analysis, modelling and experimental validation. *International Journal of Hydrogen Energy*, 38(27):11655–11671, sep 2013.
- [47] Philippe Barrade and Alfred Rufer. Current capability and power density of supercapacitors: considerations on energy efficiency. In *European Conference on Power Electronics and Applications (EPE)*, pages 2–4, 2003.
- [48] Shuai Liu, Li Wei, and Huai Wang. Review on reliability of supercapacitors in energy storage applications. *Applied Energy*, 278:115436, nov 2020.
- [49] Manisha Vangari, Tonya Pryor, and Li Jiang. Supercapacitors: Review of materials and fabrication methods. *Journal of Energy Engineering*, 139(2):72–79, jun 2013.
- [50] L. Zubieta and R. Bonert. Characterization of double-layer capacitors (DLCs) for power electronics applications. In *Conference Record of 1998 IEEE Industry Applications Conference. Thirty-Third IAS Annual Meeting (Cat. No.98CH36242)*. IEEE, 1998.
- [51] A Chu. Comparison of commercial supercapacitors and high-power lithium-ion batteries for power-assist applications in hybrid electric vehicles i. initial characterization. *Journal of Power Sources*, 112(1):236–246, oct 2002.
- [52] Yuxing Wang, Bo Liu, Qiuyan Li, Samuel Cartmell, Seth Ferrara, Zhiqun Daniel Deng, and Jie Xiao. Lithium and lithium ion batteries for ap-

- plications in microelectronic devices: A review. *Journal of Power Sources*, 286:330–345, jul 2015.
- [53] M. Safari. Battery electric vehicles: Looking behind to move forward. *Energy Policy*, 115:54–65, apr 2018.
- [54] Ghassan Zubi, Rodolfo Dufo-López, Monica Carvalho, and Guzay Pasaoglu. The lithium-ion battery: State of the art and future perspectives. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 89:292–308, jun 2018.
- [55] Peizhao Lyu, Xinjian Liu, Jie Qu, Jiateng Zhao, Yutao Huo, Zhiguo Qu, and Zhonghao Rao. Recent advances of thermal safety of lithium ion battery for energy storage. *Energy Storage Materials*, 31:195–220, oct 2020.
- [56] John B. Goodenough and Kyu-Sung Park. The li-ion rechargeable battery: A perspective. *Journal of the American Chemical Society*, 135(4):1167–1176, jan 2013.
- [57] Chao Wu, Jinlei Sun, Chunbo Zhu, Yunwang Ge, and Yongping Zhao. Research on overcharge and overdischarge effect on lithium-ion batteries. In *2015 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*. IEEE, oct 2015.
- [58] Jun Chen, Claudia Buhrmester, and J. R. Dahn. Chemical overcharge and overdischarge protection for lithium-ion batteries. *Electrochemical and Solid-State Letters*, 8(1):A59, 2005.
- [59] Duan Bin, Yunping Wen, Yonggang Wang, and Yongyao Xia. The development in aqueous lithium-ion batteries. *Journal of Energy Chemistry*, 27(6):1521–1535, nov 2018.
- [60] Corina E. Aimo and Pio A. Aguirre. Lithium-ion whole-cell design and charging protocol optimization within safe operating conditions. *Journal of Energy Storage*, 30:101515, aug 2020.
- [61] Liang An, editor. *Recycling of Spent Lithium-Ion Batteries*. Springer International Publishing, 2019.
- [62] Ankur Bhattacharjee and Hiranmay Saha. Design and experimental validation of a generalised electrical equivalent model of vanadium redox flow battery for interfacing with renewable energy sources. *Journal of Energy Storage*, 13:220–232, oct 2017.
- [63] Alvaro Cunha, Jorge Martins, Nuno Rodrigues, and P.F. Brito. Vanadium redox flow batteries: A technology review. *International Journal of Energy Research*, 39:889–918, 6 2015.

- [64] Piergiorgio Alotto, Massimo Guarnieri, and Federico Moro. Redox flow batteries for the storage of renewable energy: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 29:325–335, 2014.
- [65] Gareth Kear, Akeel A. Shah, and Frank C. Walsh. Development of the all-vanadium redox flow battery for energy storage: a review of technological, financial and policy aspects. *International Journal of Energy Research*, 36(11):1105–1120, 2011.
- [66] Zebo Huang and Anle Mu. Research and analysis of performance improvement of vanadium redox flow battery in microgrid: A technology review. *International Journal of Energy Research*, 45(10):14170–14193, 2021.
- [67] A. A. Shah, H. Al-Fetlawi, and F. C. Walsh. Dynamic modelling of hydrogen evolution effects in the all-vanadium redox flow battery. *Electrochimica Acta*, 55:1125–1139, 1 2010.
- [68] Purna C. Ghimire, Arjun Bhattarai, Tuti M. Lim, Nyunt Wai, Maria Skyllas-Kazacos, and Qingyu Yan. In-situ tools used in vanadium redox flow battery research—review. *Batteries*, 7, 2021.
- [69] Oliver Nolte, Ivan A. Volodin, Christian Stolze, Martin D. Hager, and Ulrich S. Schubert. Trust is good, control is better: A review on monitoring and characterization techniques for flow battery electrolytes. *Materials Horizons*, 8:1866–1925, 7 2021.
- [70] L. Barelli, G. Bidini, P. A. Ottaviano, and D. Pelosi. Vanadium redox flow batteries application to electric buses propulsion: Performance analysis of hybrid energy storage system. *Journal of Energy Storage*, 24, 8 2019.
- [71] M. Pugach, M. Kondratenko, S. Briola, and A. Bischi. Zero dimensional dynamic model of vanadium redox flow battery cell incorporating all modes of vanadium ions crossover. *Applied Energy*, 226:560–569, 9 2018.
- [72] Jerónimo José Moré. *Estrategias de control avanzado para sistemas no lineales*. PhD thesis, Universidad Nacional de La Plata - Facultad de Ingeniería, 2007.
- [73] Andrew L. Dicks and David A. J. Rand. *Fuel Cell Systems Explained*. Wiley, mar 2018.
- [74] Davide Andrea. *Battery management systems for large lithium-ion battery packs*. Artech House, 2010.
- [75] Reiner Korthauer, editor. *Lithium-Ion Batteries: Basics and Applications*. Springer Berlin Heidelberg, 2018.

- [76] Peter Keil, Simon F. Schuster, Jörn Wilhelm, Julian Travi, Andreas Hauser, Ralph C. Karl, and Andreas Jossen. Calendar aging of lithium-ion batteries. *Journal of The Electrochemical Society*, 163(9):A1872–A1880, 2016.
- [77] Amrane Oukaour, Boubekeur Tala-Ighil, Monzer AlSakka, Hamid Gualous, Roland Gallay, and Bertrand Boudart. Calendar ageing and health diagnosis of supercapacitor. *Electric Power Systems Research*, 95:330–338, feb 2013.
- [78] A.B. Cultura and Z. M Salameh. Modeling, evaluation and simulation of a supercapacitor module for energy storage application. In *Proceedings of the International Conference on Computer Information Systems and Industrial Applications*. Atlantis Press, 2015.
- [79] Vincenzo Musolino, Luigi Piegari, and Enrico Tironi. New full-frequency-range supercapacitor model with easy identification procedure. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 60(1):112–120, jan 2013.
- [80] Yong Tian, Bizhong Xia, Wei Sun, Zhihui Xu, and Weiwei Zheng. A modified model based state of charge estimation of power lithium-ion batteries using unscented kalman filter. *Journal of Power Sources*, 270:619–626, dec 2014.
- [81] Haijun Ruan, Bingxiang Sun, Jiuchun Jiang, Weige Zhang, Xitian He, Xiaojia Su, Jingji Bian, and Wenzhong Gao. A modified-electrochemical impedance spectroscopy-based multi-time-scale fractional-order model for lithium-ion batteries. *Electrochimica Acta*, 394:139066, 2021.
- [82] L.E. Helseth. Modelling supercapacitors using a dynamic equivalent circuit with a distribution of relaxation times. *Journal of Energy Storage*, 25:100912, oct 2019.
- [83] Pankaj Saha, Satadru Dey, and Munmun Khanra. Modeling and state-of-charge estimation of supercapacitor considering leakage effect. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 67(1):350–357, jan 2020.
- [84] Ziyad Salameh. *Renewable Energy System Design*. Elsevier, 2014.
- [85] Yonggang Wang, Jin Yi, and Yongyao Xia. Recent progress in aqueous lithium-ion batteries. *Advanced Energy Materials*, 2(7):830–840, jun 2012.
- [86] Shunli Wang, Carlos Fernandez, Liping Shang, Zhanfeng Li, and Jianchao Li. Online state of charge estimation for the aerial lithium-ion battery packs based on the improved extended kalman filter method. *Journal of Energy Storage*, 9:69–83, feb 2017.

- [87] Caisheng Wang and M.H. Nehrir. Power management of a stand-alone wind/photovoltaic/fuel cell energy system. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 23(3):957–967, sep 2008.
- [88] Pedro Fornaro, Thomas Puleston, Paul Puleston, Maria Serra-Prat, Ramon Costa-Castello, and Pedro Eduardo Battaiotto. Redox flow battery time-varying parameter estimation based on high-order sliding mode differentiators. *International Journal of Energy Research*, jul 2022.
- [89] Alvaro Cunha, F. P. Brito, Jorge Martins, Nuno Rodrigues, Vitor Monteiro, Joao L. Afonso, and Paula Ferreira. Assessment of the use of vanadium redox flow batteries for energy storage and fast charging of electric vehicles in gas stations. *Energy*, 115:1478–1494, 11 2016.
- [90] Hui Xu and Minghai Shen. The control of lithium-ion batteries and supercapacitors in hybrid energy storage systems for electric vehicles: A review. *International Journal of Energy Research*, 45(15):20524–20544, aug 2021.
- [91] Alexander Farmann, Wladislaw Waag, Andrea Marongiu, and Dirk Uwe Sauer. Critical review of on-board capacity estimation techniques for lithium-ion batteries in electric and hybrid electric vehicles. *Journal of Power Sources*, 281:114–130, may 2015.
- [92] B. Frenzel, P. Kurzweil, and H. Rönnebeck. Electromobility concept for racing cars based on lithium-ion batteries and supercapacitors. *Journal of Power Sources*, 196(12):5364–5376, jun 2011.
- [93] Lia Kouchachvili, Wahiba Yaïci, and Evgueniy Entchev. Hybrid battery/supercapacitor energy storage system for the electric vehicles. *Journal of Power Sources*, 374:237–248, jan 2018.
- [94] Pedro Fornaro, Thomas Puleston, Paul Puleston, Maria Serra-Prat, Ramon Costa-Castelló, and Pedro Battaiotto. Feasibility analysis of a class of high-order sliding-mode differentiators for redox flow batteries parameter estimation. In *2022 16th International Workshop on Variable Structure Systems (VSS)*, pages 153–158, 2022.
- [95] Huixin Tian, Pengliang Qin, Kun Li, and Zhen Zhao. A review of the state of health for lithium-ion batteries: Research status and suggestions. *Journal of Cleaner Production*, 261:120813, jul 2020.
- [96] Nassim Noura, Loïc Boulon, and Samir Jemeï. A review of battery state of health estimation methods: Hybrid electric vehicle challenges. *World Electric Vehicle Journal*, 11:1–20, 12 2020.

- [97] Thomas Puleston, Alejandro Clemente, Ramon Costa-Castelló, and Maria Serra. Modelling and estimation of vanadium redox flow batteries: A review. *Batteries*, 8(9), 2022.
- [98] Maria Skyllas-Kazacos and Michael Kazacos. State of charge monitoring methods for vanadium redox flow battery control. *Journal of Power Sources*, 196:8822–8827, 10 2011.
- [99] Jun Peng, Shuhai Jia, Shuming Yang, Xilong Kang, Hongqiang Yu, and Yaowen Yang. State estimation of lithium-ion batteries based on strain parameter monitored by fiber bragg grating sensors. *Journal of Energy Storage*, 52:104950, aug 2022.
- [100] Lu Wang, Jian Ma, Xuan Zhao, Xuebo Li, Kai Zhang, and Zhipeng Jiao. Adaptive robust unscented kalman filter-based state-of-charge estimation for lithium-ion batteries with multi-parameter updating. *Electrochimica Acta*, 426:140760, 2022.
- [101] Yuanmao Ye, Zhenpeng Li, Jingxiong Lin, and Xiaolin Wang. State-of-charge estimation with adaptive extended kalman filter and extended stochastic gradient algorithm for lithium-ion batteries. *Journal of Energy Storage*, 47:103611, mar 2022.
- [102] Chaofan Yang, Xueyuan Wang, Qiaohua Fang, Haifeng Dai, Yaqian Cao, and Xueze Wei. An online SOC and capacity estimation method for aged lithium-ion battery pack considering cell inconsistency. *Journal of Energy Storage*, 29:101250, jun 2020.
- [103] S. Abada, G. Marlair, A. Lecocq, M. Petit, V. Sauvant-Moynot, and F. Huet. Safety focused modeling of lithium-ion batteries: A review. *Journal of Power Sources*, 306:178–192, feb 2016.
- [104] Yonghua Cheng. Assessments of energy capacity and energy losses of supercapacitors in fast charging–discharging cycles. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 25(1):253–261, mar 2010.
- [105] Yi-Hsien Chiang, Wu-Yang Sean, and Jia-Cheng Ke. Online estimation of internal resistance and open-circuit voltage of lithium-ion batteries in electric vehicles. *Journal of Power Sources*, 196(8):3921–3932, apr 2011.
- [106] Maxwell[®] application note: Life duration estimation. https://www.maxwell.com/images/documents/applicationnote_1012839_1.pdf, 2007. Accessed: 2019-11-11.

- [107] Nuno M. Delgado, Ricardo Monteiro, Jorge Cruz, Anders Bentien, and Adélio Mendes. Shunt currents in vanadium redox flow batteries – a parametric and optimization study. *Electrochimica Acta*, 403, 1 2022.
- [108] Andrea Trovò. Battery management system for industrial-scale vanadium redox flow batteries: Features and operation. *Journal of Power Sources*, 465:228229, jul 2020.
- [109] Sara Corcuera and Maria Skyllas-Kazacos. State-of-charge monitoring and electrolyte rebalancing methods for the vanadium redox flow battery. *European Chemical Bulletin*, 1(2):511–519, 10 2012.
- [110] Massimo Guarnieri, Andrea Trovò, and Francesco Picano. Enhancing the efficiency of kw-class vanadium redox flow batteries by flow factor modulation: An experimental method. *Applied Energy*, 262, 3 2020.
- [111] Seunghun Jung, Byungchul Choi, Suhan Park, Dong-Weon Lee, Young-Bae Kim, and Soowhan Kim. Computational study of effects of contact resistance on a large-scale vanadium redox flow battery stack. *International Journal of Energy Research*, 43(6):2343–2360, 2019.
- [112] Pedro Fornaro, Juan Ignacio Talpone, Jerónimo José Moré, and D Riva. Diseño y construcción de un banco de supercapacitores. In *XXXIX Reunión de Trabajo de la Asociación Argentina de Energías Renovables y Medio Ambiente (ASADES)(La Plata, 2016)*, 2016.
- [113] R.H. Milocco and B.E. Castro. State of charge estimation in ni–MH rechargeable batteries. *Journal of Power Sources*, 194(1):558–567, oct 2009.
- [114] Seongjun Lee, Jonghoon Kim, Jaemoon Lee, and B.H. Cho. State-of-charge and capacity estimation of lithium-ion battery using a new open-circuit voltage versus state-of-charge. *Journal of Power Sources*, 185(2):1367–1373, dec 2008.
- [115] M. Ceraolo, G. Lutzemberger, and D. Poli. State-of-charge evaluation of supercapacitors. *Journal of Energy Storage*, 11:211–218, jun 2017.
- [116] Cheng Zhang, Walid Allafi, Quang Dinh, Pedro Ascencio, and James Marco. Online estimation of battery equivalent circuit model parameters and state of charge using decoupled least squares technique. *Energy*, 142:678–688, jan 2018.
- [117] Mehdi Gholizadeh and Farzad R. Salmasi. Estimation of state of charge, unknown nonlinearities, and state of health of a lithium-ion battery based

- on a comprehensive unobservable model. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 61(3):1335–1344, 2014.
- [118] Xiaoyu Li, Zhenpo Wang, Lei Zhang, Changfu Zou, and David. D. Dorrell. State-of-health estimation for li-ion batteries by combing the incremental capacity analysis method with grey relational analysis. *Journal of Power Sources*, 410-411:106–114, jan 2019.
- [119] Dave Andre, Christian Appel, Thomas Soczka-Guth, and Dirk Uwe Sauer. Advanced mathematical methods of SOC and SOH estimation for lithium-ion batteries. *Journal of Power Sources*, 224:20–27, feb 2013.
- [120] Ping Shen, Minggao Ouyang, Languang Lu, Jianqiu Li, and Xuning Feng. The co-estimation of state of charge, state of health, and state of function for lithium-ion batteries in electric vehicles. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 67:92–103, 1 2018.
- [121] Zhen Guo, Xinpeng Qiu, Guangdong Hou, Bor Yann Liaw, and Changshui Zhang. State of health estimation for lithium ion batteries based on charging curves. *Journal of Power Sources*, 249:457–462, mar 2014.
- [122] Alexander Farmann and Dirk Uwe Sauer. A comprehensive review of on-board state-of-available-power prediction techniques for lithium-ion batteries in electric vehicles. *Journal of Power Sources*, 329:123–137, oct 2016.
- [123] Juan Rivera-Barrera, Nicolás Muñoz-Galeano, and Henry Sarmiento-Maldonado. SoC estimation for lithium-ion batteries: Review and future challenges. *Electronics*, 6(4):102, nov 2017.
- [124] Wladislaw Waag, Christian Fleischer, and Dirk Uwe Sauer. Critical review of the methods for monitoring of lithium-ion batteries in electric and hybrid vehicles. *Journal of Power Sources*, 258:321–339, jul 2014.
- [125] Ulrike Krewer, Fridolin Röder, Eranda Harinath, Richard D. Braatz, Benjamin Bedürftig, and Rolf Findeisen. Review: Dynamic models of li-ion batteries for diagnosis and operation: A review and perspective. *Journal of The Electrochemical Society*, 165(16):A3656–A3673, 2018.
- [126] Xiaoyu Li, Xing Shu, Jiangwei Shen, Renxin Xiao, Wensheng Yan, and Zheng Chen. An on-board remaining useful life estimation algorithm for lithium-ion batteries of electric vehicles. *Energies*, 10(5):691, may 2017.
- [127] B. Pattipati, B. Balasingam, G.V. Avvari, K.R. Pattipati, and Y. Bar-Shalom. Open circuit voltage characterization of lithium-ion batteries. *Journal of Power Sources*, 269:317–333, dec 2014.

- [128] B. Yann Liaw. Modeling of lithium ion cells: a simple equivalent-circuit model approach. *Solid State Ionics*, 175(1-4):835–839, nov 2004.
- [129] D.A. Stone S. Nejad, D.T. Gladwin. A systematic review of lumped-parameter equivalent circuit models for real-time estimation of lithium-ion battery states. *Journal of Power Sources*, 316:183–196, jun 2016.
- [130] Hongwen He, Rui Xiong, and Jinxin Fan. Evaluation of lithium-ion battery equivalent circuit models for state of charge estimation by an experimental approach. *Energies*, 4(4):582–598, mar 2011.
- [131] Asmae El Mejdoubi, Hicham Chaoui, Hamid Gualous, and Jalal Sabor. Online parameter identification for supercapacitor state-of-health diagnosis for vehicular applications. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 32(12):9355–9363, dec 2017.
- [132] Lei Zhang, Zhenpo Wang, Xiaosong Hu, Fengchun Sun, and David G. Dorell. A comparative study of equivalent circuit models of ultracapacitors for electric vehicles. *Journal of Power Sources*, 274:899–906, jan 2015.
- [133] Binyu Xiong, Yesen Yang, Jinrui Tang, Yang Li, Zhongbao Wei, Yixin Su, and Qingyong Zhang. An enhanced equivalent circuit model of vanadium redox flow battery energy storage systems considering thermal effects. *IEEE Access*, 7:162297–162308, 2019.
- [134] Zhongbao Wei, King Jet Tseng, Nyunt Wai, Tuti Mariana Lim, and Maria Skyllas-Kazacos. Adaptive estimation of state of charge and capacity with online identified battery model for vanadium redox flow battery. *Journal of Power Sources*, 332:389–398, 11 2016.
- [135] Zhongbao Wei, Tuti Mariana Lim, Maria Skyllas-Kazacos, Nyunt Wai, and King Jet Tseng. Online state of charge and model parameter co-estimation based on a novel multi-timescale estimator for vanadium redox flow battery. *Applied Energy*, 172:169–179, 6 2016.
- [136] Michael A. Roscher and Dirk Uwe Sauer. Dynamic electric behavior and open-circuit-voltage modeling of LiFePO₄-based lithium ion secondary batteries. *Journal of Power Sources*, 196(1):331–336, jan 2011.
- [137] David G. Luenberger. Observing the state of a linear system. *IEEE Transactions on Military Electronics*, 8(2):74–80, 1964.
- [138] G. Kreisselmeier. Adaptive observers with exponential rate of convergence. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 22(1):2–8, 1977.

- [139] Paul Michel Lion. Rapid identification of linear and nonlinear systems. *AIAA Journal*, 5(10):1835–1842, oct 1967.
- [140] Arie Levant. Robust exact differentiation via sliding mode technique. *Automatica*, 34(3):379–384, mar 1998.
- [141] A. Levant. Higher-order sliding modes, differentiation and output-feedback control. *International Journal of Control*, 76(9-10):924–941, jan 2003.
- [142] M. Fliess. Generalized controller canonical form for linear and nonlinear dynamics. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 35(9):994–1001, 1990.
- [143] A. Levant. Homogeneity approach to high-order sliding mode design. *Automatica*, 41(5):823–830, may 2005.
- [144] Arie Levant and Miki Livne. Robust exact filtering differentiators. *European Journal of Control*, 55:33–44, 2020.
- [145] Yuri Shtessel, Christopher Edwards, Leonid Fridman, and Arie Levant. *Sliding mode control and observation*. Springer, New York, USA, 2014.
- [146] Il-Song Kim. The novel state of charge estimation method for lithium battery using sliding mode observer. *Journal of Power Sources*, 163(1):584–590, dec 2006.
- [147] Bo Ning, Binggang Cao, Bin Wang, and Zhongyue Zou. Adaptive sliding mode observers for lithium-ion battery state estimation based on parameters identified online. *Energy*, 153:732–742, jun 2018.
- [148] Binyu Xiong, Jiyun Zhao, Yixin Su, Zhongbao Wei, and Maria Skyllas-Kazacos. State of charge estimation of vanadium redox flow battery based on sliding mode observer and dynamic model including capacity fading factor. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 8(4):1658–1667, 2017.
- [149] Roshini Ashok and Yuri Shtessel. Control of fuel cell-based electric power system using adaptive sliding mode control and observation techniques. *Journal of the Franklin Institute*, 352(11):4911–4934, 2015.
- [150] Ahmed Belhani, Nacer K. M'Sirdi, and Aziz Naamane. Adaptive sliding mode observer for estimation of state of charge. *Energy Procedia*, 42:377–386, 2013.
- [151] M. Hajatipour and M. Farrokhi. Chattering free with noise reduction in sliding-mode observers using frequency domain analysis. *Journal of Process Control*, 20(8):912–921, 2010.

- [152] R. E. Kalman. A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of Basic Engineering*, 82(1):35–45, mar 1960.
- [153] R. E. Kalman and R. S. Bucy. New results in linear filtering and prediction theory. *Journal of Basic Engineering*, 83(1):95–108, mar 1961.
- [154] Linlin Fang, Junqiu Li, and Bo Peng. Online estimation and error analysis of both SOC and SOH of lithium-ion battery based on DEKF method. *Energy Procedia*, 158:3008–3013, feb 2019.
- [155] Hongwen He, Rui Xiong, Xiaowei Zhang, Fengchun Sun, and JinXin Fan. State-of-charge estimation of the lithium-ion battery using an adaptive extended kalman filter based on an improved thevenin model. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 60(4):1461–1469, may 2011.
- [156] Qiao Zhu, Mengen Xu, Weiqun Liu, and Mengqian Zheng. A state of charge estimation method for lithium-ion batteries based on fractional order adaptive extended kalman filter. *Energy*, 187:115880, nov 2019.
- [157] Na Shi, Zewang Chen, Mu Niu, Zhijia He, Youren Wang, and Jiang Cui. State-of-charge estimation for the lithium-ion battery based on adaptive extended kalman filter using improved parameter identification. *Journal of Energy Storage*, 45:103518, jan 2022.
- [158] Bo Feng, Mengyin Fu, Hongbin Ma, Yuanqing Xia, and Bo Wang. Kalman filter with recursive covariance estimation sequentially estimating process noise covariance. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 61(11):6253–6263, nov 2014.
- [159] L. Ljung. Asymptotic behavior of the extended kalman filter as a parameter estimator for linear systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 24(1):36–50, feb 1979.
- [160] Yidan Xu, Minghui Hu, Anjian Zhou, Yunxiao Li, Shuxian Li, Chunyun Fu, and Changchao Gong. State of charge estimation for lithium-ion batteries based on adaptive dual kalman filter. *Applied Mathematical Modelling*, 77:1255–1272, jan 2020.
- [161] S. Buller, E. Karden, D. Kok, and R.W. De Doncker. Modeling the dynamic behavior of supercapacitors using impedance spectroscopy. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 38(6):1622–1626, nov 2002.
- [162] R. Faranda, M. Gallina, and D.T. Son. A new simplified model of double-layer capacitors. In *2007 International Conference on Clean Electrical Power*. IEEE, may 2007.

- [163] Jiani Du, Zhitao Liu, Youyi Wang, and Changyun Wen. An adaptive sliding mode observer for lithium-ion battery state of charge and state of health estimation in electric vehicles. *Control Engineering Practice*, 54:81–90, sep 2016.
- [164] Fuli Zhong, Hui Li, Shouming Zhong, Qishui Zhong, and Chun Yin. An SOC estimation approach based on adaptive sliding mode observer and fractional order equivalent circuit model for lithium-ion batteries. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 24(1-3):127–144, jul 2015.
- [165] Erik Schaltz, Daniel-Ioan Stroe, Kjeld Norregaard, Lasse Stenhoj Ingvarsen, and Andreas Christensen. Incremental capacity analysis applied on electric vehicles for battery state-of-health estimation. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 57(2):1810–1817, mar 2021.
- [166] Linfeng Zheng, Jianguo Zhu, Dylan Dah-Chuan Lu, Guoxiu Wang, and Tingting He. Incremental capacity analysis and differential voltage analysis based state of charge and capacity estimation for lithium-ion batteries. *Energy*, 150:759–769, may 2018.
- [167] Matthieu Dubarry, Vojtech Svoboda, Ruey Hwu, and Bor Yann Liaw. Incremental capacity analysis and close-to-equilibrium OCV measurements to quantify capacity fade in commercial rechargeable lithium batteries. *Electrochemical and Solid-State Letters*, 9(10):A454, 2006.
- [168] Yu Zhang, Jiyun Zhao, Peng Wang, Maria Skyllas-Kazacos, Binyu Xiong, and Rajagopalan Badrinarayanan. A comprehensive equivalent circuit model of all-vanadium redox flow battery for power system analysis. *Journal of Power Sources*, 290:14–24, 4 2015.
- [169] Shankar Sastry and Marc Bodson. *Adaptive control: stability, convergence and robustness*. Courier Corporation, 2011.
- [170] A. P. Morgan and K. S. Narendra. On the uniform asymptotic stability of certain linear nonautonomous differential equations. *SIAM Journal on Control and Optimization*, 15(1):5–24, jan 1977.
- [171] Kumpati S. Narendra and Anuradha M. Annaswamy. Persistent excitation in adaptive systems. *International Journal of Control*, 45(1):127–160, jan 1987.
- [172] Jaime A. Moreno and Eder Guzman. A new recursive finite-time convergent parameter estimation algorithm. *IFAC Proceedings Volumes*, 44(1):3439–3444, jan 2011.

- [173] L. Ljung. Adaptation and tracking in system identification. *IFAC Proceedings Volumes*, 21(9):1–10, aug 1988.
- [174] T.S. Soderstrom and P.G. Stoica. *System Identification*. Prentice Hall International Series In Systems And Control Engineering. Prentice Hall, 1989.
- [175] Lennart Ljung. *System Identification*. Prentice Hall PTR, 1998.
- [176] L. Guo. Estimating time-varying parameters by the kalman filter based algorithm: stability and convergence. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 35(2):141–147, 1990.
- [177] Liyu Cao and Howard M. Schwartz. Exponential convergence of the kalman filter based parameter estimation algorithm. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 17(10):763–783, 2003.
- [178] A. P. Morgan and K. S. Narendra. On the stability of nonautonomous differential equations $\dot{x} = A(t) + B(t)x$, with skew symmetric matrix $B(t)$. *SIAM Journal on Control and Optimization*, 15(1):163–176, jan 1977.
- [179] Brian D. O. Anderson and Richard M. Johnstone. Adaptive systems and time varying plants. *International Journal of Control*, 37(2):367–377, feb 1983.
- [180] Brian D.O. Anderson. Adaptive systems, lack of persistency of excitation and bursting phenomena. *Automatica*, 21(3):247–258, 1985.
- [181] R. Bitmead. Persistence of excitation conditions and the convergence of adaptive schemes. *IEEE Transactions on Information Theory*, 30(2):183–191, mar 1984.
- [182] Samuel Filgueira da Silva, Jony Javorski Eckert, Fernanda Cristina Corrêa, Fabrício Leonardo Silva, Ludmila C.A. Silva, and Franco Giuseppe Dedini. Dual HESS electric vehicle powertrain design and fuzzy control based on multi-objective optimization to increase driving range and battery life cycle. *Applied Energy*, 324:119723, oct 2022.
- [183] Seong Hwan Park, JeongJoo Lee, Young Il Lee, and Abdelsalam A. Ahmed. Development of electric vehicle powertrain: Experimental implementation and performance assessment. In *2016 Eighteenth International Middle East Power Systems Conference (MEPCON)*. IEEE, dec 2016.
- [184] Ludmila C. A. Silva, Jony J. Eckert, Maria A. M. Lourenço, Fabricio L. Silva, Fernanda C. Corrêa, and Franco G. Dedini. Electric vehicle battery-ultracapacitor hybrid energy storage system and drivetrain optimization for

- a real-world urban driving scenario. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, 43(5), apr 2021.
- [185] EPA profiles. <http://www.epa.gov>, 2021. Accessed: 2021-9-9.
- [186] Pedro Fornaro, Paul Puleston, and Pedro Battaiotto. On-line parameter estimation of a lithium-ion battery/supercapacitor storage system using filtering sliding mode differentiators. *Journal of Energy Storage*, 32:101889, 2020.
- [187] Elif Kaya, Burak Barutçu, and Şükran Sibel Mentesh. A method based on the van der hoven spectrum for performance evaluation in prediction of wind speed. *Turkish Journal of Earth Sciences*, jan 2013.
- [188] Fernando D. Bianchi. *Wind turbine control systems principles, modelling and gain scheduling design*. Springer, 2010.
- [189] Pedro Fornaro, Thomas Puleston, Paul Puleston, Maria Serra-Prat, Ramon Costa-Castelló, and Pedro Battaiotto. Electrolinera para vehículos eléctricos: Evaluación del perfil de potencia de turbinas eólicas para estimación de parámetros en baterías de flujo redox. In *IV Workshop on Wind and Wave energy (WWWE2022)*, dic. 2022.
- [190] M.R. Mohamed, H. Ahmad, M.N. Abu Seman, S. Razali, and M.S. Najib. Electrical circuit model of a vanadium redox flow battery using extended kalman filter. *Journal of Power Sources*, 239:284–293, 2013.
- [191] Richard M. Johnstone, C. Richard Johnson, Robert R. Bitmead, and Brian D.O. Anderson. Exponential convergence of recursive least squares with exponential forgetting factor. *Syst. & Cont. Letters*, 2(2):77–82, 1982.
- [192] Arie Levant and Miki Livne. Globally convergent differentiators with variable gains. *International Journal of Control*, 91(9):1994–2008, mar 2018.
- [193] Yifeng Li, Jie Bao, Maria Skyllas-Kazacos, Md Parvez Akter, Xinan Zhang, and John Fletcher. Studies on dynamic responses and impedance of the vanadium redox flow battery. *Applied Energy*, 237:91–102, mar 2019.
- [194] Pedro Fornaro, Paul Puleston, and Pedro Battaiotto. Metodología de estimación en tiempo real para un sistema de almacenamiento supercapacitor/batería de ion-litio en vehículos eléctricos. In *AADECA 2020*, 2020.
- [195] Pedro Fornaro, Paul Puleston, and Pedro Battaiotto. Análisis de diferenciadores por modos deslizantes aplicados a la estimación de parámetros en sistemas híbridos de almacenamiento de energía. In *XIX Reunión de Trabajo en Procesamiento de la Información y Control - RPIC*, noviembre 2021.

- [196] Prashant Shrivastava, Tey Kok Soon, Mohd Yamani Idna Bin Idris, and Saad Mekhilef. Overview of model-based online state-of-charge estimation using kalman filter family for lithium-ion batteries. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 113:109233, oct 2019.
- [197] Diego A. Riva, Pedro Fornaro, Carolina A. Evangelista, and Paul F. Puleston. Estimación de parámetros basada en diferenciadores por modo deslizante filtrantes para el modelado pulmonar bajo respiración asistida. In *27avo Congreso Argentino de Control Automático AADECA'20 Virtual*. AADECA, aug 2020.