

# MPC como estrategia de gestión energética para un vehículo híbrido eléctrico

Carignano, Mauro G.

FCEIA-UNR-CONICET, Rosario, Argentina. [mauroc@fceia.unr.edu.ar](mailto:mauroc@fceia.unr.edu.ar)

Feroldi, Diego

CIFASIS-CONICET, Rosario, Argentina. [feroldi@cifasis-conicet.gov.ar](mailto:feroldi@cifasis-conicet.gov.ar)

Nigro, Norberto

CIMEC-CONICET-UNL, Santa Fe, Argentina. [norberto.nigro@cimec.santafe-conicet.gov.ar](mailto:norberto.nigro@cimec.santafe-conicet.gov.ar)

Costa-Castelló, Ramon

ESAII-UPC, Barcelona, España. [ramon.costa@upc.edu](mailto:ramon.costa@upc.edu)

## Resumen

*En este trabajo se presenta la formulación y aplicación de una estrategia de gestión energética (EMS) para un vehículo híbrido eléctrico (HEV) basada en Control Predictivo (MPC). Específicamente, se presenta una formulación no lineal variante en el tiempo. El problema de optimización en el horizonte de predicción se resuelve utilizando programación dinámica. Los resultados obtenidos son comparados con las estrategias de gestión más reconocidas en la literatura, incluyendo la solución óptima. Los resultados en términos del consumo de combustible y del uso de la batería no muestran ninguna ventaja con implementación de MPC.*

**Palabras Clave:** MPC, HEV, gestión energética.

## 1 INTRODUCCIÓN

A diferencia de los vehículos convencionales, los vehículos híbridos eléctricos (HEV) requieren de una estrategia gestión energética (EMS) en un nivel jerárquico de control superior que decide en tiempo real cómo operar cada componente del sistema de propulsión. Esto se debe a que, por su topología que incluye almacenamiento de energía, existe al menos un grado de libertad en sistema [1].

En las arquitecturas integradas por un Motor de Combustión Interna (ICE) y una batería, las EMS más reconocidas en la literatura son: Equivalent Consumption Minimization Strategy (ECMS) [2], la cual está basada en un problema de optimización local; y Load Following Strategy (LFS) [3], heurística basada en reglas y utilizada por Toyota en sus HEVs.

En los últimos años se han presentado algunas estrategias basadas en control predictivo (MPC). Borhan et al. en [4] presenta una formulación (clásica) lineal de MPC, y el mismo autor en [5] una formulación no lineal. Ambas estrategias son evaluadas con un modelo dinámico de alto orden (alta fidelidad) de un power-split HEV utilizando la plataforma de simulación PSAT [6]. Los resultados muestran una reducción en el consumo de combustible utilizando la estrategia basada en MPC no lineal tanto respecto de la formulación lineal como respecto de la estrategia heurística que utiliza PSAT. Di Cairano et al. en [7] presenta una formulación de MPC lineal estocástica con learning. La implementación fue realizada sobre un modelo cuasi-estático de un series-HEV. En este caso los resultados obtenidos con la nueva estrategia propuesta muestran una reducción de consumo comparados con aquellos que surgen de la implementación MPC donde la perturbación es asumida constante en el horizonte de predicción. Además, los resultados se mostraron muy próximos de aquellos obtenidos con una estrategia MPC donde se conoce exactamente las perturbaciones en el horizonte de predicción.

En este trabajo se aborda la formulación e implementación no lineal EMS basada en MPC en un power-split HEV. La formulación de la estrategia MPC está basada en el trabajo de Borhan [5]. La evaluación de dicha estrategia se realiza utilizando una modelo cuasi-estático del sistema de propulsión. A diferencia de los trabajos antes mencionados, en este caso los resultados obtenidos con la estrategia MPC son comparados con aquellos que surgen de aplicar la estrategia óptima, calculada fuera de línea utilizando programación dinámica (DP); y las estrategias más reconocidas en literatura para este tipo de vehículos (ECMS y LFS). La comparación con la solución óptima permite conocer cuál es el

margen de potencial ahorro de combustible que se puede lograr con las estrategias de gestión energética de tiempo real en este tipo de HEV.

El trabajo está organizado de la siguiente manera: en la segunda sección se presenta el modelo cuasi-estático del split-power HEV; en la Sección 3 se plantea el escenario de optimización a resolver por la EMS, se formula la estrategia basada en MPC y se describen brevemente las estrategias ECMS y LFS; en la Sección 4 se presentan los resultados de las simulaciones; y finalmente en la Sección 5 se presentan las conclusiones y discusiones.

## 2 POWER-SPLIT HEV

### 2.1 ARQUITECTURA

La Figura 1 muestra la arquitectura del sistema de propulsión híbrido que se utilizará en este trabajo para formular y evaluar las EMSs. La misma corresponde a la que utiliza la primera generación del Toyota Prius [8].

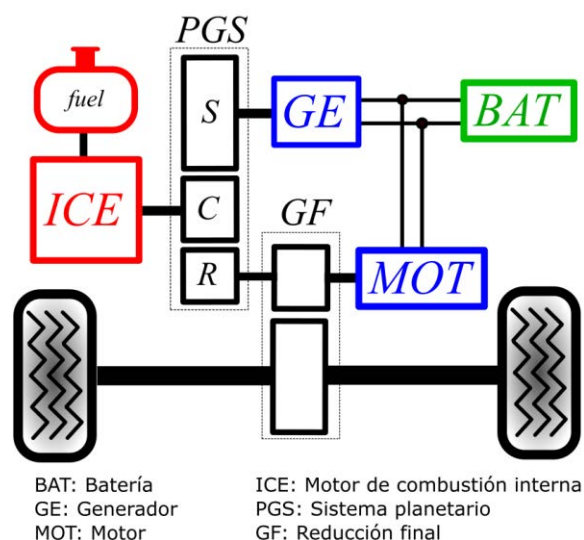


Figura 1: Arquitectura power-split

El Generador y el Motor son máquinas eléctrica que pueden operar en modo motor (entregando potencia mecánica) o generador (generando potencia eléctrica). El rendimiento eléctrico de las máquinas eléctricas y el consumo de combustible del ICE se calculan utilizando tablas indexadas por la velocidad de rotación y el torque. A través de convertidores electrónicos de potencia, Motor, Generador y Batería se conectan al bus de corriente continua. La eficiencia de los convertidores está incluida en las tablas de rendimiento para el caso de las máquinas eléctricas, y es considerada igual a 1 para el caso del convertidor DC/DC de la batería. Con el objetivo de obtener un modelo de bajo orden, la dinámica asociada a la inercia y a los controladores de estos

componentes no es tenida en cuenta en los modelos utilizados.

### 2.2 BATERÍA

El modelo utilizado para representar la dinámica y las pérdidas en la batería se deducen del circuito equivalente formado por una fuente ideal de tensión y una resistencia en serie [9]. De este modo, la dinámica del estado de carga (SOC) puede escribirse en función de la potencia entregada por la batería ( $P_{bat}$ ):

$$\dot{SOC} = -\frac{U_{oc} - (U_{oc}^2 - 4 R_{bat} P_{bat})^{0.5}}{2 C_{bat} R_{bat}} \quad (1)$$

donde  $U_{oc}$ ,  $R_{bat}$  y  $C_{bat}$  son la tensión a circuito abierto, la resistencia interna y capacidad de la batería respectivamente. Debido a las pequeñas variaciones de SOC producidas durante la simulación, tanto la tensión de circuito abierto como la resistencia interna son consideradas constante. Con la definición (1) se asume que  $P_{bat}$  es positiva cuando la batería entrega energía eléctrica.

La tensión de la batería en función de  $P_{bat}$  resulta:

$$U_{bat} = \frac{U_{oc} + (U_{oc}^2 - 4 R_{bat} P_{bat})^{0.5}}{2} \quad (2)$$

Con esta ecuación y conocidos los límites de tensión máxima y mínima a los que puede operar la batería, es posible despejar las restricciones de potencia de carga y descarga.

### 2.3 ECUACIONES DE BALANCE

El PGS es un acoplamiento mecánico de tres puertos utilizado en este caso para dividir la potencia entre los componentes de la transmisión. El mismo está formado por un engranaje central (S), un portador (C) y una corona exterior (R). El PGS provee 2 ecuaciones de torque y una de velocidad. Utilizando este sistema, el conjunto de ecuaciones de balance de torque y velocidad asociadas a la transmisión mostrada en la Figura 1 resulta:

$$\omega_{MOT} - i_{GF} \omega_d = 0 \quad (3)$$

$$T_{MOT} + T_{ICE} \frac{N_R}{(N_S + N_R)} - \frac{T_d}{i_{GF}} = 0 \quad (4)$$

$$(N_R + N_S) T_{GE} + T_{ICE} N_S = 0 \quad (5)$$

$$N_S \omega_{GE} + (N_R + N_S) \omega_{ICE} + N_R i_{GF} \omega_d = 0 \quad (6)$$

donde  $\omega_d$  y  $T_d$  son el toque y la velocidad demandada en las ruedas;  $N_x$  es el número de dientes los engranajes del PGS y  $i_{GF}$  es la relación de transmisión de la reducción final. Para un determinado perfil de velocidad  $v(1,2, \dots, N_f)$ , la velocidad demandada  $\omega_d = v/R_{wheel}$ , donde  $R_{wheel}$  es el radio de la rueda. Luego  $T_d$  se calcula a partir de la ecuación no lineal de primer orden asociada con la dinámica longitudinal del vehículo:

$$\frac{T_d}{R_{wheel}} = m \dot{v} + 0.5 \rho A_f C_x v^2 + m g (r_0 + r_1 v^2) \quad (7)$$

donde  $\rho$ ,  $A_f$  and  $C_x$  son la densidad del aire, el área frontal y el coeficiente aerodinámico;  $r_0$  and  $r_1$  son los coeficientes de resistencia a la rodadura; y  $m$  and  $g$  son la masa del vehículo y la aceleración de la gravedad respectivamente.

Con estas 4 ecuaciones y las 6 incógnitas del sistema de transmisión ( $\omega_{ICE}, \omega_{GE}, \omega_{MOT}, T_{ICE}, T_{GE}, T_{MOT}$ ), se dispone de 2 grados de libertad: uno de torque y uno de velocidad. En este caso  $T_{ICE}$  y  $\omega_{ICE}$  fueron elegidas como variables de control a definir por la EMS.

Una vez conocidas las variables de torque y velocidad asociada a las máquinas eléctricas, la potencia en la batería puede despejarse de la siguiente ecuación de balance de potencia:

$$P_{bat} - P_{GE} - P_{MOT} = 0 \quad (8)$$

### 3 GESTION ENERGÉTICA

#### 3.1 ESCENARIO DE OPTIMIZACIÓN

Las EMS basadas en optimización resuelven local o globalmente un problema de optimización. En este caso la variable a minimizar es el consumo de combustible durante un viaje de duración  $t_f$  y las perturbaciones son la velocidad y el torque demandado en las ruedas durante este viaje. Bajo estas consideraciones, el problema de optimización a resolver resulta:

$$\min_{\mathbf{u}(\tau) \in U(\tau)} \int_0^{t_f} \dot{m}_{fuel}(\mathbf{u}(\tau)) d\tau \quad (9)$$

donde  $U(\tau)$  es en conjunto de variables de control factibles de acuerdo con las restricciones del sistema:

$$\begin{aligned} SOC_{min}(t) &\leq SOC(t) \leq SOC_{max}(t) \\ \mathbf{u}_{min} &\leq \mathbf{u}(t) \leq \mathbf{u}_{max} \\ \mathbf{y}_{min} &\leq \mathbf{y}(t) \leq \mathbf{y}_{max} \end{aligned} \quad \forall t \in [0, t_f] \quad (10)$$

donde  $\mathbf{y} = [\omega_{GE}, \omega_{MOT}, T_{GE}, T_{MOT}, P_{bat}]$ . La primera restricción de la expresión (10) puede utilizarse para imponer la condición final de  $SOC$  al problema. Notar que el consumo instantáneo de combustible ( $\dot{m}_{fuel}$ ) solo depende de la variable de control, pero no depende del estado del sistema.

Si  $\mathbf{u}^*$  es la solución de (9), entonces el consumo óptimo resulta:

$$J^*(SOC(0), 0) = \int_0^{t_f} \dot{m}_{fuel}(\mathbf{u}^*(\tau)) d\tau \quad (11)$$

La ecuación (10) representa el mínimo consumo de combustible posible para este viaje.

#### 3.2 OPTIMIZACIÓN CON PREDICCIÓN Y ESTIMACIÓN

La formulación propuesta está basada en el trabajo de Borhan [5]. El objetivo es resolver el problema (9), en cada instante de tiempo y con la información disponible en el instante actual. Lo primero que hacemos es reemplazar el límite inferior de la ecuación (9) por el tiempo actual ( $t$ ). Luego, esta integral puede dividirse en dos intervalos de tiempo de la siguiente forma:

$$\min_{\mathbf{u}(\tau) \in U(\tau)} \left\{ \int_t^{t+\Delta t} \dot{m}_{fuel}(\mathbf{u}(\tau)) d\tau + \int_{t+\Delta t}^{t_f} \dot{m}_{fuel}(\mathbf{u}(\tau)) d\tau \right\} \quad (12)$$

Según el principio de optimalidad de Bellman [10], el camino óptimo es suma de dos caminos óptimos, es decir:

$$\min_{\mathbf{u}(\tau) \in U(\tau)} \left\{ \int_t^{t+\Delta t} \dot{m}_{fuel}(\mathbf{u}(\tau)) d\tau + J^*(SOC(t+\Delta t), t+\Delta t) \right\} \quad (13)$$

donde  $J^*(SOC(t+\Delta t), t+\Delta t)$  representa el costo óptimo para ir desde  $(t+\Delta t)$  hasta  $t_f$  partiendo del estado  $SOC(t+\Delta t)$ . Una aproximación de primer orden de este último, respecto el SOC óptimo en  $(t+\Delta t)$  conduce a:

$$\begin{aligned} J^*(SOC(t+\Delta t), t+\Delta t) &\cong \\ &J^*(SOC^*(t+\Delta t), t+\Delta t) + \\ &+ \frac{\partial J^*}{\partial SOC}(SOC^*(t+\Delta t), t+\Delta t) \Delta SOC \end{aligned} \quad (14)$$

donde  $\Delta SOC = (SOC(t+\Delta t) - SOC^*(t+\Delta t))$ . Con (14) la ecuación (13) resulta:

$$\min_{\mathbf{u}(\tau) \in U(\tau)} \left\{ \int_t^{t+\Delta t} \dot{m}_{fuel}(\mathbf{u}(\tau)) d\tau + J^*(SOC^*(t + \Delta t), t + \Delta t) + \frac{\partial J^*}{\partial SOC}(SOC^*(t + \Delta t), t + \Delta t) \Delta SOC \right\} \quad (15)$$

Viendo que  $J^*(SOC^*(t + \Delta t), t + \Delta t)$  no depende de  $\mathbf{u}$ , el mismo puede quitarse de (15) arribando la siguiente expresión equivalente:

$$\min_{\mathbf{u}(\tau) \in U(\tau)} \left\{ \int_t^{t+\Delta t} \dot{m}_{fuel}(\mathbf{u}(\tau)) d\tau + \frac{\partial J^*}{\partial SOC}(SOC^*(t + \Delta t), t + \Delta t) \Delta SOC \right\} \quad (16)$$

Luego, la conexión entre ecuaciones de Hamilton-Jacobi-Bellman y el principio de mínima de Pontryagin [10] establece que:

$$\frac{\partial J^*}{\partial SOC}(SOC^*(\tau), \tau) = p^*(\tau) \quad (17)$$

donde  $p^*(\tau)$  es el multiplicador de Lagrange óptimo en el instante  $\tau$ . A su vez, según la formulación de Pontryagin, la dinámica del multiplicador de Lagrange está dada por:

$$\dot{p}(\tau) = - \frac{\partial \mathcal{H}}{\partial SOC}(SOC^*(\tau), \mathbf{u}^*(\tau), \mathbf{v}(\tau)) \quad (18)$$

donde  $\mathcal{H}$  es el Hamiltoniano del sistema, en este caso:

$$\mathcal{H}(SOC(\tau), \mathbf{u}(\tau), \mathbf{v}(\tau)) = \dot{m}_{fuel}(\mathbf{u}(\tau)) + p(\tau) \dot{SOC}(\mathbf{u}(\tau), \mathbf{v}(\tau)) \quad (19)$$

Como puede verse en esta ecuación,  $\mathcal{H}$  no depende de SOC, por lo tanto (18) es nula y en consecuencia (17) es constante, esto es:

$$\frac{\partial J^*}{\partial SOC}(SOC^*(\tau), \tau) = \Psi \quad (20)$$

Con este resultado, la ecuación (16) puede escribirse como:

$$\min_{\mathbf{u}(\tau) \in U(\tau)} \left\{ \int_t^{t+\Delta t} \dot{m}_{fuel}(\mathbf{u}(\tau)) d\tau + \Psi SOC(t + \Delta t) - \Psi SOC^*(t + \Delta t) \right\} \quad (21)$$

Nuevamente, el tercer sumando no depende de  $\mathbf{u}$ , con lo cual puede extraerse, resultado finalmente:

$$\min_{\mathbf{u}(\tau) \in U(\tau)} \left\{ \int_t^{t+\Delta t} \dot{m}_{fuel}(\mathbf{u}(\tau)) d\tau + \Psi SOC(t + \Delta t) \right\} \quad (22)$$

Dado que la solución de (22) se hallará utilizando DP, es necesario tener la formulación equivalente discreta, esto es:

$$\min_{\mathbf{u}(i) \in U(i)} \left\{ \sum_{i=j}^{j+n_p} \dot{m}_{fuel}(\mathbf{u}(i)) \Delta t_i + \Psi SOC(j + n_p + 1) \right\} \quad (23)$$

donde  $j$  es el instante de tiempo actual,  $\Delta t_i$  es el paso de tiempo, y  $n_p$  es el número de pasos de tiempo del horizonte de predicción (igual al horizonte de control). El valor  $\Psi$  debe ser ajustado de manera que garantice la evolución de SOC dentro de los límites y reduzca el consumo de combustible. Para garantizar dicha condición en diferentes ciclos, se puede utilizar  $\Psi$  variable, expresado en función del SOC( $i$ ). La predicción de la velocidad demandada en el horizonte de predicción puede tomar diferentes formas. En este caso estará expresado por una exponencial decreciente, esto es:

$$\omega_d(i + k | i) = \omega_d(i) e^{\left(\frac{-k \Delta t_i}{\tau_d}\right)} \quad (24)$$

$$i = 1, \dots, N_f \quad k = 1, \dots, n_p$$

donde  $\omega_d(i + k | i)$  es la estimación de la velocidad hecha en el instante  $i$  para el instante  $(i + k)$ . Una vez conocida la estimación de las velocidades en el horizonte de predicción, el torque demandado se puede calcular con el modelo de dinámica longitudinal del vehículo. La constante de tiempo  $\tau_d$  es el parámetro de ajuste de la predicción.

Resumiendo, la solución de (23) es la que nos dará el valor de la variable de control de la estrategia MPC. Los pasos a ejecutar en cada instante de tiempo son los siguientes: i) predecir la perturbaciones ( $\mathbf{v}(i)$ ) en el horizonte de predicción; ii) resolver (23) utilizando programación dinámica; iii) aplicar al sistema el primer valor de la secuencia de  $\mathbf{u}$  hallada.

### 3.3 OTRAS ESTRATEGIAS

#### 3.3.1 Equivalent Consumption Minimization Strategy (ECMS)

La estrategia de consumo equivalente obtiene el valor de la variable de control a partir de resolver un problema de optimización local utilizando la información disponible en el instante actual. El problema de optimización a resolver en cada instante de tiempo es el siguiente:

$$\min_{\mathbf{u}(\tau) \in U(\tau)} \left\{ \dot{m}_{fuel}(\mathbf{u}(\tau)) + s(t) \dot{SOC}(\mathbf{u}(\tau), \mathbf{v}(\tau)) \right\} \quad (25)$$

Notar la similitud entre la expresión (19) y (25), lo cual demuestra la conexión entre la formulación de la estrategia ECMS con el principio de mínima de Pontryagin. La formulación discreta de ECMS resulta:

$$\min_{\mathbf{u}(i) \in U(i)} \left\{ \begin{array}{l} \dot{m}_{fuel}(\mathbf{u}(i)) \Delta t_i + \\ s(i) \Delta SOC(\mathbf{u}(i), \mathbf{v}(i)) \end{array} \right\} \quad (26)$$

donde  $\Delta SOC(i) = (SOC(i+1) - SOC(i))$ . En (26) la variable  $s(i)$  se denomina factor de equivalencia. Al multiplicar este factor por la variación  $SOC$  se obtiene un valor que debe interpretarse como un consumo de combustible equivalente asociado al consumo de energía eléctrica de la batería. Existen varias formas de calcular el factor  $s(i)$ . Una de las más simple y con buenos resultados es a través de una función afín en función del estado de carga actual, esto es:

$$s(i) = a_0 + a_1 SOC(i) \quad (27)$$

donde  $a_0$  y  $a_1$  son parámetros que deben ajustarse para garantizar la evolución del  $SOC$  dentro de los límites y para obtener buenos resultados de consumo de combustible. Notar finalmente que la expresión (26) es un caso particular de la expresión (23) cuando  $n_p = 0$  (sin predicción).

### 3.3.2 Load Following Strategy (LFS)

LFS es una estrategia heurística que no resuelve ningún problema de optimización para obtener  $\mathbf{u}$ . El primer paso en esta estrategia es decidir si el motor de combustión está encendido o apagado. Esta decisión se toma comparando la potencia demandada por el conductor en el instante actual ( $P_d$ ) con un valor de potencia umbral ( $P_{umbral}$ ). Cuando  $P_d$  es mayor que  $P_{umbral}$ , entonces el motor debe estar encendido, de lo contrario debe estar apagado y el vehículo funciona en modo eléctrico. Luego, si el motor está encendido, la potencia que este deberá entregar es la suma de la potencia demandada más una potencia extra ( $P_{extra}$ ) que depende el SOC, esto es:

$$P_{ICE}(i) = P_d(i) + P_{extra}(SOC(i)) \quad (28)$$

En general  $P_{extra}$  puede adoptar diferentes formulaciones, siendo la más simple y con buenos resultados una función afín de la forma:

$$P_{extra}(SOC(i)) = b_1 (SOC_{ref} - SOC(i)) \quad (29)$$

donde  $SOC_{ref}$  es un valor de referencia y  $b_1$  es un parámetro positivo de ajuste de la estrategia. Con esta definición, si el motor está encendido y el  $SOC$  es menor a  $SOC_{ref}$ ,  $P_{extra}$  será positivo, y entonces  $P_{ICE}$  será mayor que la potencia de la demanda. De lo contrario, cuando el  $SOC$  es mayor a  $SOC_{ref}$ ,  $P_{extra}$  será negativo, y entonces  $P_{ICE}(i)$  es menor que la potencia demandada. De esta forma se logra mantener el  $SOC$  dentro de ciertos límites. Por último, si el motor está encendido, el valor de torque y velocidad en el que se opera el ICE se obtiene a través de una curva predefinida, utilizando  $P_{ICE}$  como entrada. Dicha curva está calculada de forma tal de operar al ICE en la zona de mayor rendimiento.

### 3.3.3 Estrategia óptima usando DP

La estrategia óptima está formada por la secuencia de  $\mathbf{u}$  que da solución a (9), o a su equivalente discreto, esto es:

$$\min_{\mathbf{u}(i) \in U(i)} \sum_{i=1}^{N_f} \dot{m}_{fuel}(\mathbf{u}(i)) \quad (30)$$

Utilizando DP es posible resolver fuera de línea el problema (30) en dos etapas. La primera consiste en hallar las matrices óptimas de las variables de control, indexadas por el  $SOC$  y el tiempo [10]. Esta etapa requiere de conocer todo el perfil de velocidad (es decir las perturbaciones) por adelantado. Luego, partiendo de un  $SOC$  inicial, se avanza desde  $i = 1$  hasta  $i = N_f$  utilizando el modelo del sistema y las entradas de control, estas últimas obtenidas por interpolación en las matrices óptimas calculadas en la primera etapa. La formulación con DP utiliza  $\omega_{ICE}$  y  $T_{ICE}$  como variables de control y el  $SOC$  como variable de estado. Con el objetivo de reducir los tiempos de cálculo, en este caso, tanto para resolver el problema de optimización (30) como el problema (22), se utilizó una implementación vectorial del método DP.

## 4 RESULTADOS

Todas las estrategias descritas en este trabajo fueron implementadas y evaluadas por simulación utilizando Matlab™. Las condiciones de velocidad dadas fueron dadas por los ciclos estándar UDDS y Artemis Urban, cuyos perfiles de velocidad se muestran en la Figura 2.

Las características del vehículo y de los componentes del sistema de propulsión se detallan en la Tabla 1, las cuales corresponden al Toyota Prius 2004 [8].

Para ajustar los diferentes parámetros de las estrategias, múltiples simulaciones fueron realizadas.

En todos los casos el criterio fue garantizar (en ambos ciclos) la evolución del *SOC* dentro de ciertos límites y lograr el menor consumo de combustible posible. Para el caso de MPC se utiliza  $n_p = 5$  y  $\tau_d = 30s$ .

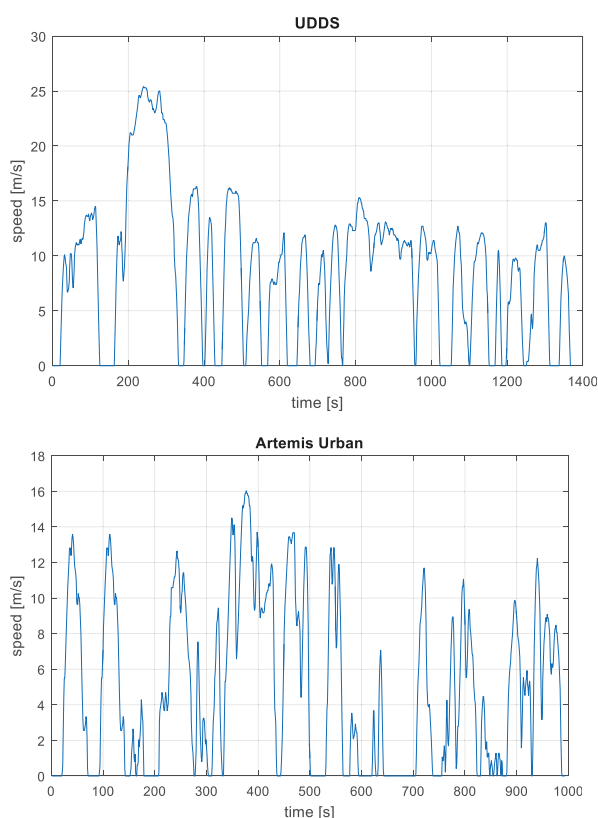


Figura 2: Ciclos urbanos estándar

Tabla 1: Parámetros del vehículo

<b>Chasis</b>	Masa	1400	Kg
	Area Frontal	2.304	m <sup>2</sup>
	Cx	0.25	
	r <sub>0</sub>   r <sub>1</sub>	0,015   7e-6	-   s <sup>2</sup> .m <sup>-2</sup>
	R <sub>wheel</sub>	0,35	m
<b>Motor Eléctrico</b>	Pot. max	50	kW
	Rev. max	6000	rpm
	Torque max	375	Nm
<b>Generador</b>	Pot. max	30	kW
	Rev. max	10300	rpm
	Torque max	55	Nm
<b>ICE</b>	Pot. max	55	kW
	Rev. max	5000	rpm
	Torque max	110	Nm
<b>Batería</b>	Pot. max	25	Kw
	V <sub>oc</sub>	201,6	V
	R <sub>bat</sub>	0,336	Ω
	C <sub>bat</sub>	23400	As
	SOC max min	0.2   0.9	

Respecto de la diferencia entre el *SOC* inicial y final, para evitar problemas de compensación de combustible, se adoptó el criterio de carga sostenida, i.e.  $SOC(1) = SOC(N_f)$ . Por lo tanto, el consumo de combustible informado de cada estrategia corresponde a la simulación en la cual el *SOC* inicial y final son iguales. Para lograr esto, en el caso de las estrategias MPC, ECMS y LFS, fue necesario realizar un proceso iterativo. El mismo consiste en realizar múltiples simulaciones en el mismo ciclo utilizando el *SOC* al final del ciclo como *SOC* inicial para la siguiente iteración, hasta lograr la condición de carga sostenida.

En el caso de la estrategia óptima utilizando DP, la condición de carga sostenida se logra sin necesidad de realizar múltiples simulaciones.

Los resultados de consumo de combustible, expresados en litros cada 100 km (Lts/100km), se muestran en la Tabla 2. Por otro lado, la evolución del *SOC* para cada una de las estrategia analizadas se muestra en la Figura 1. Para facilitar la comparación, las gráficas están desplazadas verticalmente para hacer coincidir el *SOC* inicial en 0.5.

Tabla 2: Consumo de combustible

Ciclo	Estrategia	Consumo [Lts/100km]
UDDS	MPC	3,7175
	ECMS	3.7194
	LFS	3,8007
	Óptimo	3,7107
Artemis Urban	MPC	4.1171
	ECMS	4.1190
	LFS	4.2922
	Óptimo	4.1064

Analizando el consumo de combustible, vemos que las estrategias MPC y ECMS logran los mismos consumos, y a su vez estos resultados son prácticamente iguales aquellos los obtenidos fuera de línea con la estrategia óptima. Las diferencias son menores al 0.5% en ambos ciclos. Por su parte, la estrategia LFS produce un consumo de combustible 2.6% y 4,4% mayor comparado con la óptima en los ciclos UDDS y ARTEMIS respectivamente.

En la evolución del *SOC* para las distintas estrategias podemos observar patrones similares. Sin embargo, se pueden encontrar algunas diferencias en la franja de *SOC* utilizada. La estrategia óptima y la MPC son las que mayor uso hace de la batería, con diferencias cercanas 0.2 entre el máximo y el mínimo *SOC* alcanzado. Las otras dos estrategias utilizan una franja de *SOC* menor.

Por último, cabe destacar que se han utilizado el mismo conjunto de restricciones para todas las

estrategias, incluida la estrategia óptima. De los resultados obtenidos se ha observado que las restricciones activas durante la simulación en ningún caso tienen dependencia de la variable de estado del problema. En vista los modelos utilizados, la única restricción que involucra a la variable de estado es la propia restricción del SOC, y como vemos en la Figura 3, el mismo se mueve lejos de sus límites. Estas condiciones son favorables para la obtención buenos resultados con estrategia de tiempo real.

## 5 CONCLUSIONES Y DISCUSIONES

En el trabajo presentado se abordó la formulación e implementación de una estrategia de gestión de energía basada en MPC para un power-split HEV. La formulación de dicha estrategia estuvo basada en los trabajos de Borhan [5]. Además de la estrategia MPC, las estrategias más reconocidas en la literatura para este tipo de vehículos, incluyendo la estrategia óptima, fueron brevemente descritas e implementadas.

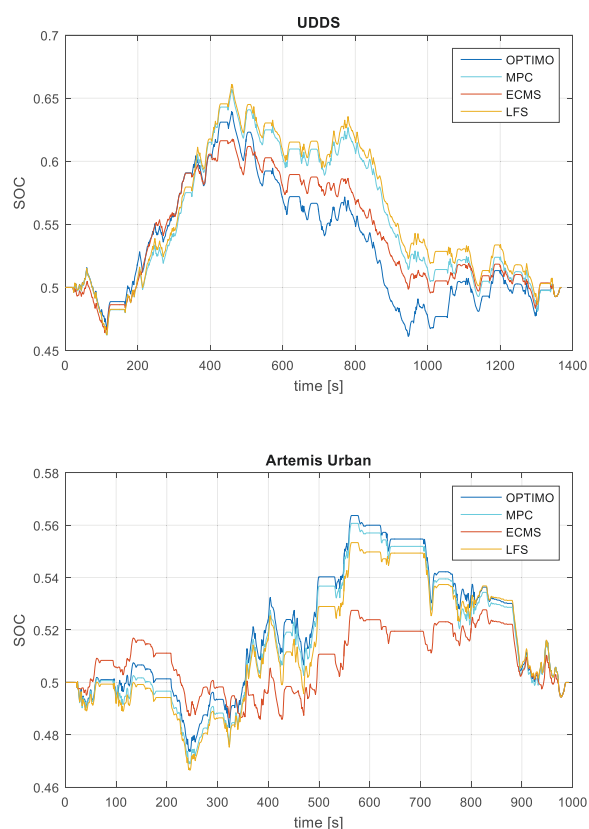


Figura 3: Evolución del SOC

Las simulaciones fueron realizadas con un modelo cuasi-estático del vehículo y bajo condiciones de velocidad impuestas por ciclos estándar urbanos.

Para los casos analizados, la utilización de MPC no refleja ningún beneficio en términos de consumo de

combustible en comparación la estrategia ECMS. Con ambas estrategias, ECMS y MCP, los resultados obtenidos fueron iguales al consumo óptimo. Por su parte, con la estrategia heurística LFS se obtuvieron resultados próximos al consumo óptimo. Esto sugiere que en este tipo de vehículos, y utilizando modelos cuasi-estáticos, no existen márgenes para mejorar el consumo de combustible de las estrategias de tiempo real, dado que con reportadas en la literatura se obtienen resultados óptimos, o muy próximos a este. Por otro lado, se ha observado que las estrategias óptima y basada en MPC presentan características similares respecto de la utilización de la batería, siendo estas dos estrategias las que mayor rango de SOC utilizan durante las simulaciones. Si esto se asocia con el daño que el ciclado produce sobre las baterías, la estrategia basada en MPC no parece ofrecer beneficios en términos de prolongar la vida útil de este último.

En vista de que la aplicación de la estrategia MPC no trae beneficios asociados en términos de consumo de combustible como tampoco en el uso de la batería, y teniendo en cuenta además el mayor costo computacional requerido para su implementación, se concluye que utilización de MPC como estrategia de gestión en estos escenarios no estaría justificada.

Queda como trabajo a futuro verificar el desempeño de las estrategias de gestión en los siguientes escenarios, los cuales podrían ofrecer condiciones favorables para la utilización de MPC:

- Implementación de la estrategia sobre modelos de alto orden del vehículo, con mayor fidelidad, que contemplen los efectos dinámicos.
- Arquitecturas que utilicen componentes donde se activen las restricciones de estado durante el ciclo. Tal es el caso de arquitecturas con pilas de combustible y/o ultracapacitores.
- Uso de un funcional costo donde explícitamente intervengan términos que cuantifiquen la degradación de los componentes del sistema.

### Agradecimientos

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por los proyectos DPI2015-69286-C3-2-R (MINECO/FEDER) y el proyecto 2014 SGR 267 de la AGAUR (agencia de la Generalitat de Catalunya).

Los autores agradecen al Institut de Robòtica i Informàtica Industrial (IRI-UPC) y al programa BEC.AR por financiar la estancia de investigación, en el marco de la cual surge el presente trabajo.

## Referencias

- [1] Guzzella, L., and Sciarretta, A., 2007. Vehicle propulsion systems (Vol. 1). Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
- [2] Sciarretta, A., Back, M., & Guzzella, L., 2004. Optimal control of parallel hybrid electric vehicles. *Control Systems Technology, IEEE Transactions on*, 12(3), 352-363.
- [3] Trindade, I. M. and Fleury A., 2015. Modelling, control and application of dynamic programming to a series-parallel hybrid electric vehicle. *Proceedings Integrated Modeling and Analysis in Applied Control and Automation*, 71-78.
- [4] Borhan, H. A., Vahidi, A., Phillips, A. M., Kuang, M. L., & Kolmanovsky, I. V. (2009, June). Predictive energy management of a power-split hybrid electric vehicle. In *American Control Conference, 2009. ACC'09.* (pp. 3970-3976). IEEE.
- [5] Borhan, H., Vahidi, A., Phillips, A. M., Kuang, M. L., Kolmanovsky, I. V., & Cairano, S. D. (2012). MPC-based energy management of a power-split hybrid electric vehicle. *Control Systems Technology, IEEE Transactions on*, 20(3), 593-603.
- [6] Rousseau, A., Sharer, P., & Pasquier, M. (2001). Validation process of a HEV system analysis model: PSAT. SAE, paper, (2001-01), 0953.
- [7] Di Cairano, S., Bernardini, D., Bemporad, A., & Kolmanovsky, I. V. (2014). Stochastic MPC with learning for driver-predictive vehicle control and its application to HEV energy management. *Control Systems Technology, IEEE Transactions on*, 22(3), 1018-1031.
- [8] Efficiency, E., & Energy, R. (2006). Evaluation of 2004 Toyota Prius hybrid electric drive system.
- [9] Carignano, M. G., Nigro, N. M. and Junco S., 2015. Hybridization effect on fuel consumption and optimal sizing of components for hybrid electric vehicles. *Proceedings of Integrated Modeling and Analysis in Applied Control and Automation*, 48-54.
- [10] Kirk, D. E., 2012. *Optimal control theory: an introduction.* Courier Corporation.