

Estrategia de División de Potencia Asistida con Programación Dinámica para un Vehículo Híbrido Paralelo

Alfonso Pantoja-Vazquez, Guillermo Becerra,
Luis Alvarez-Icaza

*Instituto de Ingeniería-Universidad Nacional Autónoma de México,
Coyoacán D. F. 04510, México (e-mail: apantojav@iingen.unam.mx,
guillermobec@gmail.com, alvar@pumas.iingen.unam.mx).*

Resumen: Las estrategias óptimas de administración de potencia para vehículos híbridos eléctricos tienen ciertas desventajas al ser implementadas en tiempo real, tales como depender del conocimiento preciso de las condiciones de manejo futuras o una alta carga computacional. Por otro lado, el desempeño de las estrategias basadas en optimización instantánea puede ser afectado por los cambios en las condiciones de manejo. En este trabajo se propone una combinación entre una estrategia que encuentra la solución óptima fuera de línea, como lo es programación dinámica, y una estrategia de optimización instantánea implantable en tiempo real con bajo costo computacional que usa información de la solución óptima, sin ser totalmente dependiente de ella.

Palabras clave: vehículos híbridos, vehículos eléctricos, optimización, programación dinámica, control de vehículos.

1. INTRODUCCIÓN

Los Vehículos Híbridos Eléctricos (VHE) tienen ventajas sobre los vehículos convencionales pues: i) pueden recuperar energía cinética en el frenado y potencial cuando se recorren caminos en bajada; ii) se puede hacer que el MCI funcione en un régimen donde es más eficiente y generar energía o ser asistido cuando sea benéfico para el ahorro de combustible; iii) el MCI puede ser asistido por la Máquina Eléctrica (ME) durante periodos cortos de aceleración, así que el MCI puede ser diseñado con un menor desplazamiento mejorando el consumo de combustible promedio.

Las ventajas de los VHE, mencionadas arriba, los han hecho una buena opción para reducir los efectos negativos asociados a la transportación humana, como lo son la contaminación, el calentamiento global y la reducción en la disponibilidad de los combustibles fósiles, juntos a las consecuencias socio-económicas asociadas a estos efectos (Sciarretta and Guzzella, 2007; Schouten et al., 2002; Gonder, 2008).

En la literatura existen varias propuestas para administrar la división de potencia en los VHE. Algunas son soluciones heurísticas, como lógica difusa (Schouten et al., 2002), lógica difusa sintonizada con algoritmos genéticos (Zhang et al., 2010) y estrategias basadas en reglas optimizadas con Programación Dinámica (PD) (Lin et al., 2002). Algunas propuestas basadas en teoría de control pueden ser encontradas en Delprat et al. (2001) y Kessels et al. (2008). La Estrategia de Minimización del Consumo Equivalente (ECMS por sus siglas en inglés) es presentada en Paganelli et al. (2002) y una estrategia basada en control predictivo es presentada en Borhan et al. (2009). Otro tipo de

propuesta donde el acoplamiento entre el MCI y la ME ocurre a través de un Sistema de Engranajes Planetario (SEP) es presentado en Becerra et al. (2011) y Pantoja-Vazquez et al. (2012). Dicha propuesta aprovecha el grado de libertad extra del SEP para llevar al MCI a regiones de operación más eficientes mediante una estrategia de optimización instantánea.

Aunque las técnicas basadas en PD llevan a la solución óptima, esta no es adecuada para su implementación en línea dada su dependencia en las condiciones de manejo futuras y el alto costo computacional. Por otro lado las estrategias basadas en ECMS son más sencillas de implementar, pero su desempeño varía dependiendo de las condiciones de manejo y de la sintonización de sus parámetros, lo cual no siempre es fácil (Zhang et al., 2010; Sciarretta and Guzzella, 2007). Las estrategias basadas en reglas son el tipo de estrategias más usadas para VHE en producción dado que su implementación es sencilla, pero su desempeño es bajo comparado con la solución obtenida mediante PD, debido a que se usan mapas estáticos preoptimizados. Además, estas estrategias dependen de las condiciones de manejo y el nivel del Estado de Carga de la Batería (ECB) no está garantizado (Sciarretta and Guzzella, 2007).

Por otro lado hay estrategias implantables en tiempo real en las que se intenta incluir información extra derivada de una estrategia óptima, como PD, para mejorar el rendimiento de la estrategia en tiempo real (Gonder, 2008). En Dokuyucu and Cakmakci (2012) se propone una estrategia que usa la solución obtenida de PD para calcular la división de potencia, pero la implementación en línea no es factible. Lin et al. (2002), Mansour and Clodic (2012) y Chen et al. (2011) usan la solución de PD para

sintonizar una estrategia basada en reglas, incrementando notablemente su desempeño, pero esta sólo se hace para un ciclo de manejo específico, y puede no funcionar para condiciones de manejo distintas. En el trabajo presentado en Gong et al. (2007), se diseña una estrategia con dos niveles de PD, en un nivel se resuelve el problema completo y en el otro, con la intención de ser usado en tiempo real, se resuelven problemas más pequeños usando información de la solución global.

En los casos mencionados arriba se obtienen mejoras al combinar una estrategia de optimización global y una de optimización instantánea. En este trabajo se presenta una estrategia de optimización instantánea que usa como referencia un perfil del ECB obtenido con PD, ya que de esta manera no se compromete el seguimiento en el ciclo de manejo ni las incertidumbres en este, además, el ECB es la variable de decisión en una estrategia para decidir cuando y como usar el MCI o la ME.

El resto de este trabajo se organiza de la siguiente manera. En la sección 2 se presenta el modelo del vehículo; en la sección 3 se presenta la estrategia en tiempo real, la formulación de la solución con PD y algunos detalles de su implementación computacional y también se presenta como se mezclan ambas estrategias; en la sección 4 se presentan resultados y análisis de la simulación de la estrategia; finalmente, en la sección 5 se presentan las conclusiones y el trabajo futuro.

2. MODELO DEL VEHÍCULO HÍBRIDO

Se usa una configuración paralela para el VHE con un SEP para acoplar mecánicamente al MCI y a la ME Becerra et al. (2011). En la Fig. 1 se muestra un diagrama de esta configuración.

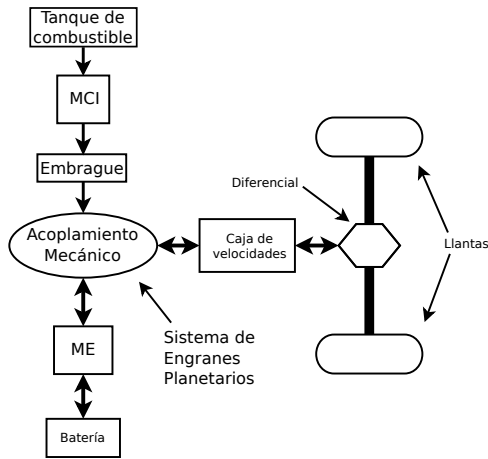


Figura 1. Configuración paralela de un VHE.

2.1 Modelo del Vehículo

La potencia demandada por el tren de propulsión P_p es calculada modelando al vehículo como una masa en movimiento sujeta a una fuerza de tracción, F_{tr} , más la fuerza de las fuentes de potencia (Lin et al., 2003). La dinámica de la velocidad del vehículo $v(t)$ es

$$m \frac{dv(t)}{dt} = F_{tr} - \frac{1}{2} \rho_a C_d A_d v(t)^2 - mg C_r \cos(\gamma(t)) - mg \sin(\gamma(t)) \quad (1)$$

donde ρ_a es la densidad del aire, C_d es el coeficiente de resistencia del aire, A_d es el área frontal del vehículo, m es la masa del vehículo incluyendo la carga, g aceleración, C_r es el coeficiente de resistencia al rodamiento de las llantas y $\gamma(t)$ es la pendiente del camino.

El par y velocidad demandada por el tren de propulsión, τ_p y ω_p , son de manera respectiva

$$\omega_p = \frac{R_f}{R_w} R(t) v(t) \quad (2)$$

$$\tau_p = \frac{R_w}{R_f} \frac{1}{R(t)} F_{tr} \quad (3)$$

donde $R(t)$ es la relación en la caja de velocidades, R_f es la relación del diferencial y R_w es el radio de las llantas.

Finalmente, la potencia demandada por el tren de propulsión es

$$P_p(t) = \omega_p(t) \tau_p(t) = v(t) F_{tr}(t) + P_{acc} \quad (4)$$

donde P_{acc} es la potencia requerida por los accesorios del vehículo.

2.2 Modelo del MCI

El MCI es modelado a través de un mapa estático no lineal tomado de la base de datos de ADVISOR (Markel et al., 2002), el cual relaciona el gasto de combustible \dot{m}_f , con el par en el cigüeñal τ_{mci} y la velocidad angular del MCI ω_{mci} , es decir

$$\dot{m}_f = f(\omega_{mci}, \tau_{mci}) \quad (5)$$

2.3 Modelo de la ME

En este VHE la ME puede funcionar como motor o como generador, dependiendo de si se requiere entregar o recibir energía. La ME también es modelada usando un mapa estático no lineal que relaciona la velocidad ω_{me} y el par τ_{me} de la ME, con una eficiencia cuando funciona como generador η_{gen} y otra cuando funciona como motor η_{mot} .

En otras palabras, si la ME funciona como motor, $\tau_{me} \geq 0$, entonces

$$P_{me} = \eta_{mot}(\tau_{me}, \omega_{me}) P_{bat} \quad (6)$$

y si funciona como generador, $\tau_{me} < 0$, entonces

$$P_{bat} = \eta_{gen}(\tau_{me}, \omega_{me}) P_{me} \quad (7)$$

donde $P_{me} = \tau_{me} \omega_{me}$ es la potencia mecánica y P_{bat} es la potencia eléctrica.

2.4 Batería

La batería es modelada como una fuente de voltaje v_{c-ab} con una resistencia interna R_{int} que depende del ECB (Lin et al., 2003). El circuito equivalente es mostrado en la Fig. 2, donde v_{c-ab} es el voltaje de la batería en circuito abierto, i_{bat} es la corriente en el bus y v_{bat} es el voltaje del bus.

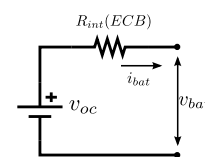


Figura 2. Circuito equivalente de la batería.

Usando la ley de voltajes de Kirchoff, i_{bat} se encuentra resolviendo

$$R_{int}(ECB)i_{bat}^2 - v_{c.ab}i_{bat} + P_{bat} = 0 \quad (8)$$

y v_{bat} es

$$v_{bat} = v_{c.ab} - R_{int}(ECB)i_{bat} \quad (9)$$

Finalmente, el ECB se obtiene de la siguiente expresión

$$ECB(t) = \min \left\{ 1, \max \left\{ 0, \frac{Q_0 - \int_{t_0}^t i_{bat}(\tau) d\tau}{Q_T} \right\} \right\} \quad (10)$$

donde Q_0 es el estado de carga inicial y Q_T es la carga total que la batería puede almacenar.

2.5 Sistema de engranes planetarios

Un SEP es usado como acoplamiento entre el MCI y la ME, como se propone en Becerra et al. (2011). Un diagrama esquemático se muestra en la Fig. 3. En este acoplamiento, la flecha de salida del MCI es conectada al engrane solar, la ME al engrane anular y la caja de velocidades es conectada al engrane porta-planetas.

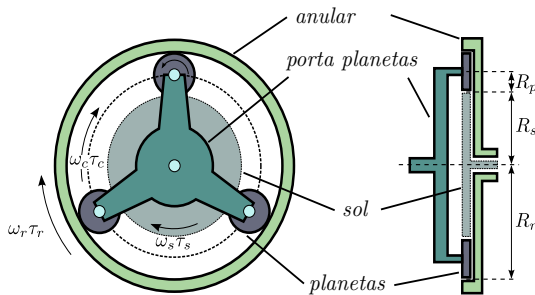


Figura 3. Sistema de engranes planetarios.

Con $k = R_r/R_s$, la velocidad angular en el SEP satisface

$$\omega_c = \frac{1}{k+1}\omega_s + \frac{k}{k+1}\omega_r \quad (11)$$

y el balance de potencias satisface

$$\tau_c\omega_c = \tau_s\omega_s + \tau_r\omega_r \quad (12)$$

donde ω representa velocidad angular, τ par y los subíndices s , c y r se refieren a los engranes solar, porta-planetas y anular, respectivamente.

3. ESTRATEGIA ASISTIDA CON PROGRAMACIÓN DINÁMICA

La idea principal de la estrategia de división de potencia presentada consta de dos niveles, en un nivel superior se tiene una estrategia que encuentra la solución óptima global, PD, y que se ejecuta fuera de línea; mientras que en el nivel inferior se tiene una estrategia de optimización instantánea Pantoja-Vazquez et al. (2012), que puede ser ejecutada en tiempo real y que usa información de la solución óptima global para mejorar su desempeño.

Como se analiza en Gonder (2008), las estrategias que encuentran el óptimo global necesitan conocer de manera precisa las condiciones de manejo futuras, y no siempre pueden ser implementadas en tiempo real; y por otro lado el rendimiento de las estrategias basadas en optimización instantánea es inferior al de las primeras, sin embargo, sí pueden ser implementadas en tiempo real.

Una primera propuesta para emplear la información de la solución con PD es usar directamente el ECB óptimo obtenido de esta solución como referencia para la estrategia en tiempo real, ya que el ECB da información de qué tanta energía puede ser usada o almacenada (Ambühl and Guzzella, 2009). Sin embargo, esta propuesta presenta la desventaja de que el ECB final de la estrategia en tiempo real no coincide con el ECB de la solución con PD. Esto sucede pues el modelo usado con PD es simplificado, además de que la dinámica de la estrategia instantánea puede desviar al ECB.

Para no afectar el ECB final, en vez de usar directamente el ECB óptimo, se usa su derivada. La idea detrás de esta propuesta, es tratar de dar información a la estrategia en tiempo real de qué tanto debe moverse el ECB de acuerdo a la solución óptima, en vez de decirle exactamente qué ECB debe tener.

En la Fig 4 se muestra un diagrama de la estrategia presentada.

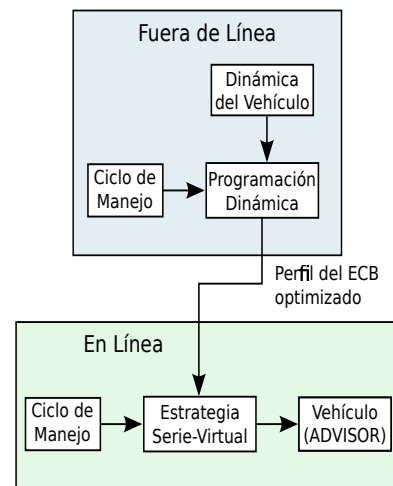


Figura 4. Estrategia asistida.

3.1 Estrategia Serie-Virtual

La estrategia en línea es presentada en Pantoja-Vazquez et al. (2012). En esta estrategia, en vez de que el objetivo sea minimizar combustible, la idea es solucionar un problema equivalente, maximizar la eficiencia del MCI

$$\max J = \int_0^{t_c} MCI_{eff}(\omega_{mci}(t), \tau_{mci}(t)) dt \quad (13)$$

sujeto a las restricciones

$$\omega_{mci \min} \leq \omega_{mci}(t) \leq \omega_{mci \max} \quad (14)$$

$$\tau_{mci \min} \leq \tau_{mci}(t) \leq \tau_{mci \max} \quad (15)$$

$$\omega_{me \min} \leq \omega_{me}(t) \leq \omega_{me \max} \quad (16)$$

$$\tau_{me \min} \leq \tau_{me}(t) \leq \tau_{me \max} \quad (17)$$

$$P_{bat \min} \leq P_{bat} \leq P_{bat \max} \quad (18)$$

$$ECB_{\min} \leq ECB(t) \leq ECB_{\max} \quad (19)$$

además, reescribiendo las Ec. (11) y (12) en términos de las variables del MCI y de la ME, las ecuaciones aseguran que la potencia demandada P_p sea satisfecha son

$$\begin{aligned} P_p(t) &= \tau_p(t)\omega_p(t) \\ &= \tau_{mci}(t)\omega_{mci}(t) + \tau_{me}(t)\omega_{me}(t) \\ &= P_{me}(t) + P_{mci}(t) \end{aligned} \quad (20)$$

$$\omega_p(t) = \frac{1}{k+1}\omega_{mci}(t) + \frac{k}{k+1}\omega_{me}(t) \quad (21)$$

donde el MCI es asociado con el engrane solar, la ME con el engrane anular y la caja de velocidades con el engrane porta planetas.

Un diagrama de bloques de la estrategia se muestra en la Fig. 5. En Pantoja-Vazquez et al. (2012), originalmente la señal $ECB_{ref}(t)$ era un valor constante al cual se quiere mantener el ECB, pero en este caso tomará un valor obtenido al incluir la derivada del ECB optimizado, $ECB_{opt}(t)$.

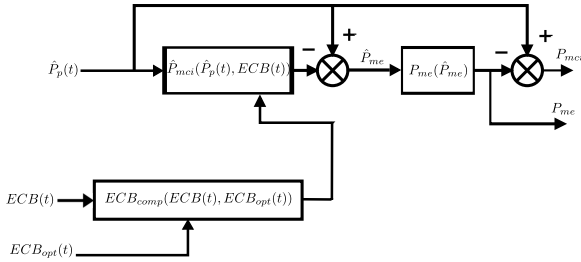


Figura 5. Estrategia en línea.

Para calcular el valor de $\hat{P}_{mci}(t)$ se usa una curva “suave” que hace operar al MCI en regiones de alta eficiencia

$$\hat{P}_{mci}(\hat{P}_p(t), ECB(t)) = \alpha(\hat{P}_p(t), ECB(t))P_{mci \text{ máx}} \quad (22)$$

donde $\hat{P}_p(t)$ es el valor normalizado de $P_p(t)$ definido como $\hat{P}_p(t) = \frac{P_p(t)}{P_{mci \text{ máx}}}$ y $\alpha(\hat{P}_p(t), ECB(t))$ es diseñada para hacer que el MCI opere en su región más eficiente mientras sea posible, esto significa que $\alpha(\hat{P}_p(t), ECB(t))$ debe mantenerse en $\frac{P_{mci_eff}}{P_{mci \text{ máx}}}$ en un amplio rango de $\hat{P}_p(t)$, donde P_{mci_eff} es la potencia más eficiente del MCI y $P_{mci \text{ máx}}$ es la potencia máxima del MCI.

Un polinomio de séptimo orden es usado para generar $\alpha(\hat{P}_p(t), ECB(t))$, Pantoja-Vazquez et al. (2012), y tiene la siguiente estructura

$$\begin{aligned} \alpha(\hat{P}_p(t), ECB(t)) &= \left[\left(2\hat{P}_p(t) - \right. \right. \\ &\quad \left. \left. - 1 + \xi + ECB_{comp}(ECB(t)) \right)^7 + \right. \\ &\quad \left. + \mu \right] \gamma \end{aligned} \quad (23)$$

con rango entre 0 y 1.

Considerando $ECB(t) = ECB_{ref}$, o equivalentemente $ECB_{comp} = 0$, los parámetros ξ , μ y γ deben satisfacer lo siguiente

$$\alpha(\hat{P}_p(t), ECB_{ref}) \Big|_{\hat{P}_p=0} = 0 \quad (24)$$

$$\alpha(\hat{P}_p(t), ECB_{ref}) \Big|_{\hat{P}_p=1} = 1 \quad (25)$$

y para un cierto $\hat{P}_0 \in [0, 1]$

$$\alpha(\hat{P}_p(t), ECB_{ref}) \Big|_{\hat{P}_p=\hat{P}_0} = \frac{P_{mci_eff}}{P_{mci \text{ máx}}} \quad (26)$$

$$\frac{\partial \alpha}{\partial \hat{P}_p} \Big|_{\hat{P}_p=\hat{P}_0} = 0 \quad (27)$$

Resolviendo las Ec. (24)-(27) para ξ , μ y γ , se obtiene

$$\xi = \frac{\sqrt[7]{\frac{P_{mci \text{ máx}}}{P_{mci_eff}} - 1} - 1}{\sqrt[7]{\frac{P_{mci \text{ máx}}}{P_{mci_eff}} - 1} + 1} \quad (28)$$

$$\gamma = \frac{1 - \frac{P_{mci_eff}}{P_{mci \text{ máx}}}}{(1 + \xi)^7} \quad (29)$$

$$\mu = \frac{P_{mci_eff}}{\gamma P_{mci \text{ máx}}} \quad (30)$$

$$\text{y } \hat{P}_0 = \frac{1-\xi}{2}.$$

$ECB_{comp} \in [-1, 1]$ es el compensador de ECB para $P_{mci}(t)$. Su rol es ajustar la potencia calculada en la Ec. (23) de acuerdo a la referencia del ECB, $ECB_{ref}(t)$, el ECB instantáneo, $ECB(t)$, y la información entregada por la derivada del ECB optimizado con programación dinámica, $ECB_{opt}(t)$.

La ecuación para calcular ECB_{comp} es

$$\begin{aligned} ECB_{comp}(ECB(t)) &= k_p (ECB_{error}(t)) + \\ &\quad + k_i \int_0^t (ECB_{error}(\tau)) d\tau \end{aligned} \quad (31)$$

con

$$ECB_{error}(t) = ECB_{ref} + k_{opt} \frac{d}{dt} ECB_{opt}(t) - ECB(t) \quad (32)$$

El valor final de $P_{mci}(t)$ es

$$P_{mci}(t) = \text{máx} \left(\hat{P}_{mci}(t), P_p(t) - P_{me}(t) \right) \quad (33)$$

saturado entre 0 y $P_{mci \text{ máx}}$.

Finalmente, el valor para la potencia de la ME es

$$\hat{P}_{me}(t) = \hat{P}_p(t) - \hat{P}_{mci}(t) \quad (34)$$

y, limitando la potencia de la ME, el valor final es

$$P_{me}(\hat{P}_{me}(t)) = \text{máx} \left(P_{me \text{ mín}}, \text{mín} \left(P_{me \text{ máx}}, \hat{P}_{me}(t) \right) \right) \quad (35)$$

Una vez fijado $P_{mci}(t)$ y P_{me} el cálculo de $\omega_{mci}(t)$, $\tau_{mci}(t)$, $\omega_{me}(t)$ y $\tau_{me}(t)$ es directo como se presenta en Pantoja-Vazquez et al. (2012).

3.2 Programación dinámica

Para la solución con PD, al sistema de propulsión híbrido se le considera como un sistema discreto de la siguiente forma

$$x(k+1) = f(x(k), u(k)), \quad k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (36)$$

donde $x(k) \in X_k \subset \mathfrak{R}_\delta$ representa el estado de carga de la batería; la entrada es definida como $u(k) = \{u_{me}(k), u_{mci}(k)\} \in \mathfrak{R}_\delta^2$, donde $u_{me}(k) \in U_k^{me} \subset [-1, 1] \subset \mathfrak{R}_\delta$ representa el porcentaje de la potencia máxima de la ME disponible en el instante k , $u_{me}(k) < 0$ significa que la ME funcionará como generador y $u_{me}(k) \geq 0$ como motor; $u_{mci}(k) \in U_k^{mci} \subset [0, 1] \subset \mathfrak{R}_\delta$ representa el porcentaje de

la velocidad máxima del MCI disponible en el instante k . N es la duración del ciclo de manejo. $x(k)$ y $u(k)$ son variables discretas tanto en tiempo como en valor.

Reescribiendo el problema de minimización de combustible como un problema discreto

$$\min J = \sum_{k=0}^{N-1} g(x(k), u(k), k) \quad (37)$$

sujeto a

$$\omega_{mci}^{\min}(k) \leq \omega_{mci}(k) \leq \omega_{mci}^{\max}(k) \quad (38)$$

$$\tau_{mci}^{\min}(k) \leq \tau_{mci}(k) \leq \tau_{mci}^{\max}(k) \quad (39)$$

$$\omega_{me}^{\min}(k) \leq \omega_{me}(k) \leq \omega_{me}^{\max}(k) \quad (40)$$

$$\tau_{me}^{\min}(k) \leq \tau_{me}(k) \leq \tau_{me}^{\max}(k) \quad (41)$$

$$P_{bat}^{\min} \leq P_{bat}(k) \leq P_{bat}^{\max} \quad (42)$$

$$ECB^{\min} \leq ECB(k) \leq ECB^{\max} \quad (43)$$

donde $g(x(k), u(k), k)$ representa el consumo de combustible en el instante k .

Además de cumplir el ciclo de manejo, reflejado en las restricciones en el SEP

$$\tau_p(k)\omega_p(k) = \tau_{mci}(k)\omega_{mci}(k) + \tau_{me}(k)\omega_{me}(k) \quad (44)$$

$$\omega_p(k) = \frac{1}{k+1}\omega_{mci}(k) + \frac{k}{k+1}\omega_{me}(k) \quad (45)$$

Aplicando el principio de optimalidad de Bellman Bellman (1954), como se desarrolla para este problema en Pantoja-Vazquez et al. (2013), la solución óptima para el problema de la Ec. (37), con condición inicial x_0 y condición final x_N , está dada por $J_0(x_0)$. Donde J_0 es el último paso del siguiente algoritmo en retroceso:

Para $k = N$

$$J_N^*(x(N)) = \min_{u^*(N) \in U_N(x(N))} g(x(N), u(N)) \quad (46)$$

y para los demás casos

$$J_k^*(x(k)) = \min_{u^*(k) \in U_k(x(k))} \{g(x(k), u(k), k) + \quad (47)$$

$$+ J_{k+1}^*(f(x(k), u(k)))\} \quad (48)$$

Al finalizar el algoritmo en $J_0^*(x_0)$ se puede encontrar una secuencia de control óptima $\pi = \{u^*(1), \dots, u^*(N-1)\}$, y con este control encontrar el estado de carga óptimo $x^*(k)$, para $k = 1, 2, \dots, N-1$, que es usado en la estrategia en tiempo real de la sección 3.1, es decir, este sería el estado de carga optimizado, $ECB_{opt}(t)$, usado en la Ec. (32).

4. RESULTADOS DE SIMULACIÓN

La idea detrás de esta propuesta es, una vez conocido el ciclo de manejo, obtener fuera de línea el estado de carga optimizado con PD, sección 3.2; una vez obtenido el ECB optimizado, usarlo con la estrategia en tiempo real para mejorar el desempeño de esta, sección 3.1.

La solución con PD fue obtenida con C, mientras que la simulación de la estrategia en tiempo real fue simulada en ADVISOR. Evidentemente, para ambas soluciones se debe usar el mismo modelo de la sección 2 y los mismos parámetros obtenidos de ADVISOR.

El ciclo de manejo usado para las simulaciones fue el ciclo UDDS (*Urban Dynamometer Driving Schedule*), mostrado

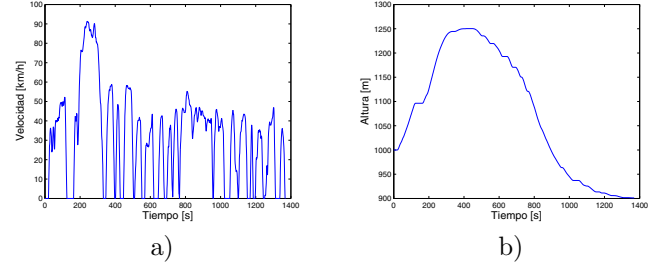


Figura 6. a) Ciclo de manejo UDDS, b) Elevación en ciclo UDDS.

en la Fig. 6a, mientras que el perfil de elevación del camino es mostrado en la Fig. 6b.

Los resultados de la simulación sin asistencia de programación dinámica, es decir $ECB_{opt}(t) = 0$, y con $k_i = 0.2$ y $k_p = 3$, se muestran en la Fig. 7a.

Los resultados de la simulación de la estrategia serie virtual con asistencia de la solución de PD, con $k_{opt} = 20$, $k_i = 0.2$ y $k_p = 3$, se muestran en la Fig. 7b.

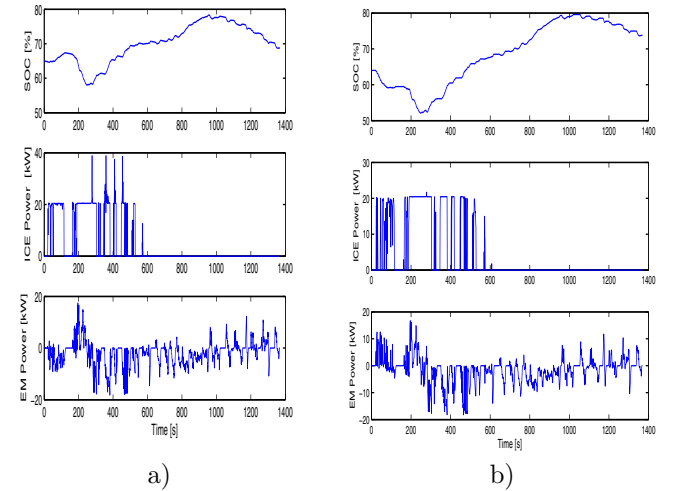


Figura 7. a) Estrategia serie virtual sin asistencia, b) Estrategia serie virtual asistida con PD.

En la Tabla 1 se presentan los consumos para la solución con la estrategia serie virtual asistida con la derivada del ECB y para la misma estrategia sin asistencia.

Estrategia	Consumo (L/100Km)
Estrategia asistida con PD	5
Estrategia sin asistencia	5.4

Cuadro 1. Tabla de consumo de combustible.

5. CONCLUSIONES

Programación dinámica es una herramienta muy poderosa para resolver problemas de optimización, sin embargo su uso para este tipo de problemas en específico está limitado por su alta carga computacional y por ser un algoritmo que requiere un conocimiento previo y preciso de la ruta, condiciones de manejo futuras y del modelo del vehículo.

Por otro lado, la estrategia serie virtual, es una estrategia con bajo costo computacional, que asegura un nivel adecuado del ECB e implantable en tiempo real. Sin embargo,

su desempeño puede ser afectado por las condiciones de manejo.

En este trabajo se presentó un algoritmo en el que se aprovechó la solución de PD para mejorar una estrategia de optimización instantánea sin poner en riesgo la implementación en tiempo real y sin necesidad de un conocimiento preciso de las condiciones de manejo futuras para la solución en tiempo real.

La derivada del ECB fue la información usada de la solución con PD, esto es mejor que usar directamente el ECB óptimo, ya que la información de la solución óptima se mantiene, pero no se requiere que el estado de carga inicial y final sea el mismo en la estrategia en tiempo real que en la solución con programación dinámica. Con el uso de la derivada se obtiene información de cómo debe cambiar el ECB en el tiempo sin poner en riesgo el nivel del estado de carga de la batería.

Como trabajo futuro queda usar sistemas telemáticos, como GPS y mapas, generar un perfil de manejo de una ruta y encontrar la solución con PD. Con esta se puede generar un ECB óptimo para asistir la estrategia serie virtual. Otra opción que será estudiada es el uso de otra técnica de optimización global en vez de PD. De esta forma se podría evitar la alta carga computacional de PD y obtener la solución óptima más rápidamente.

6. AGRADECIMIENTOS

Trabajo realizado bajo el patrocinio de proyectos UNAM-PAPIT IN109414 y CONACYT 103640.

REFERENCIAS

- Ambühl, D. and Guzzella, L. (2009). Predictive reference signal generator for hybrid electric vehicles. In *IEEE TRANSACTIONS ON VEHICULAR TECHNOLOGY*, volume 58, 4730 – 4740. doi:10.1109/TVT.2009.2027709.
- Becerra, G., Mendoza-Soto, J.L., and Alvarez-Icaza, L. (2011). Power flow control in hybrid electric vehicles. *ASME Conference Proceedings*, 2011(54761), 255–262. doi:10.1115/DSCC2011-6062.
- Bellman, R. (1954). *THE THEORY OF DYNAMIC PROGRAMMING*. Defense Technical Information Center.
- Borhan, H., Vahidi, A., Phillips, A., Kuang, M., and Kolmanovsky, I. (2009). Predictive energy management of a power-split hybrid electric vehicle. In *American Control Conference, 2009. ACC '09.*, 3970 –3976. doi:10.1109/ACC.2009.5160451.
- Chen, R., Zou, Y., and Hou, S.j. (2011). Energy management strategy for hybrid electric tracked vehicle based on dynamic programming. In M. Zhu (ed.), *Electrical Engineering and Control*, volume 98 of *Lecture Notes in Electrical Engineering*, 843–851. Springer Berlin Heidelberg.
- Delprat, S., Guerra, T., Paganelli, G., Lauber, J., and Delhom, M. (2001). Control strategy optimization for an hybrid parallel powertrain. In *American Control Conference, 2001. Proceedings of the 2001*, volume 2, 1315 –1320. doi:10.1109/ACC.2001.945905.
- Dokuyucu, H. and Cakmakci, M. (2012). Concurrent design of energy management and vehicle stability algorithms for a parallel hybrid vehicle using dynamic programming. In *American Control Conference (ACC), 2012*, 535–540.
- Gonder, J.D. (2008). Route-Based Control of Hybrid Electric Vehicles. In *SAE World Congress & Exhibition, 2008*. SAE International.
- Gong, Q., Li, Y., and Peng, Z.R. (2007). Trip based power management of plug-in hybrid electric vehicle with two-scale dynamic programming. In *Vehicle Power and Propulsion Conference, 2007. VPPC 2007. IEEE*, 12–19. doi:10.1109/VPPC.2007.4544089.
- Kessels, J.T.B.A., Koot, M.W.T., van den Bosch, P.P.J., and Kok, D.B. (2008). Online energy management for hybrid electric vehicles. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, 57(6), 3428 –3440.
- Lin, C.C., Peng, H., Grizzle, J., and Kang, J.M. (2003). Power management strategy for a parallel hybrid electric truck. *Control Systems Technology, IEEE Transactions on*, 11(6), 839 – 849. doi:10.1109/TCST.2003.815606.
- Lin, C.C., Peng, H., Jeon, S., and Lee, J.M. (2002). Control of a hybrid electric truck based on driving pattern recognition. In *Proceedings of the 2002 Advanced Vehicle Control Conference*.
- Mansour, C. and Clodic, D. (2012). Optimized energy management control for the toyota hybrid system using dynamic programming on a predicted route with short computation time. *International Journal of Automotive Technology*, 13(2), 309–324. doi:10.1007/s12239-012-0029-0.
- Markel, T., Brooker, A., Hendricks, T., Johnson, V., Kelly, K., Kramer, B., O’Keefe, M., Sprik, S., and Wipke, K. (2002). Advisor: a systems analysis tool for advanced vehicle modeling. *Journal of Power Sources*, 110(2), 255 – 266. doi:10.1016/S0378-7753(02)00189-1.
- Paganelli, G., Delprat, S., Guerra, T.M., Rimaux, J., and Santin, J.J. (2002). Equivalent consumption minimization strategy for parallel hybrid powertrains. In *Vehicular Technology Conference, 2002. VTC Spring 2002. IEEE 55th*, volume 4, 2076–2081 vol.4. doi:10.1109/VTC.2002.1002989.
- Pantoja-Vazquez, A., Alvarez-Icaza, L., and Becerra, G. (2012). Virtual serial power split strategy for parallel hybrid electric vehicles. *Congreso Nacional de Control Automático AMCA 2012*.
- Pantoja-Vazquez, A., Alvarez-Icaza, L., and Becerra, G. (2013). División de potencia con programación dinámica para un vehículo híbrido paralelo con sistema de engranes planetarios,. *Congreso Nacional de Control Automático AMCA 2013*.
- Schouten, N.J., Salman, M.A., and Kheir, N.A. (2002). Fuzzy logic control for parallel hybrid vehicles. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Vol. 10, 460–468.
- Sciarretta, A. and Guzzella, L. (2007). Control of hybrid electric vehicles. *Control Systems, IEEE*, 27(2), 60 –70. doi:10.1109/MCS.2007.338280.
- Zhang, C., Vahidi, A., Pisu, P., Li, X., and Tennant, K. (2010). Role of terrain preview in energy management of hybrid electric vehicles. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, 59(3), 1139–1147. doi:10.1109/TVT.2009.2038707.