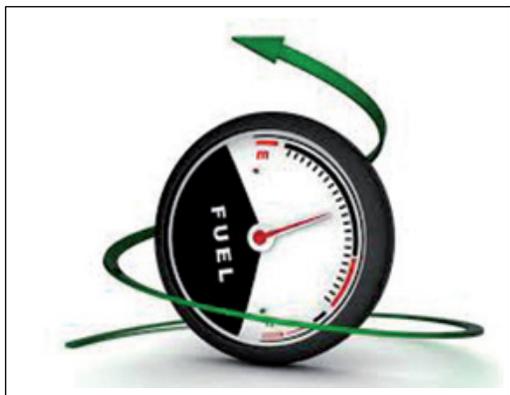


Optimización de consumo de combustible de vehículos basada en programación dinámica



Wilmar Cabrera-Montiel
Santiago Tapia-Fernández
Felipe Jiménez-Alonso
Francisco Aparicio-Izquierdo

Master en Ingeniería Mecánica
Dr. Ingeniero Industrial
Dr. Ingeniero Industrial
Dr. Ingeniero Industrial

UNIVERSIDAD POLITÉCNICA DE MADRID. Instituto Universitario de Investigación del Automóvil.
Carretera de Valencia km 7. Campus Sur UPM - 28031 Madrid. Tfno : +34 913 365317.
felipe.jimenez@upm.es

Recibido: 18/01/2012 • Aceptado: 11/04/2012

DOI: <http://dx.doi.org/10.6036/4582>

FUEL OPTIMIZATION FOR ROAD VEHICLES BASED ON DYNAMIC PROGRAMMING

ABSTRACT

- In this paper, an optimization algorithm is proposed to calculate the optimal speed of a conventional vehicle taking into account fuel consumption, travel time and the vertical profile of the road. The optimization algorithm is based on the Dynamic Programming technique and obtains the global minimum of an objective function that involves fuel and time. By setting as target a predefined travel time, the algorithm calculates the optimal profiles for speeds and engaged gears for drive across a known highway. This travel is completed according to the established time and using the minimum possible fuel amount. The optimal speed profile is obtained by concatenating different vehicle speed transitions across the route. The fuel consumption is calculated using a quasi-static model for simulate the speed transitions of the vehicle. Using data of a real road, fuel savings of up to 5.2 % are obtained without modifying travel time. The algorithm can be implemented on a vehicle improving its efficiency.
- **Keywords:** optimization, fuel consumption, quasi-static simulation, minimization, Dynamic Programming.

RESUMEN

En este artículo, se propone un método para calcular la velocidad óptima de circulación de un vehículo de carretera teniendo en cuenta el consumo de combustible, el tiempo de viaje y el perfil de pendientes de la carretera. El algoritmo de optimización se basa en la Programación Dinámica. Esta técnica es utilizada de tal forma que se obtiene el mínimo global de una función objetivo que involucra el consumo de combustible y el tiempo. Estableciendo como objetivo un tiempo de viaje predefinido, el algoritmo calcula los perfiles de velocidad y marcha engranada para recorrer una carretera conocida. El viaje es completado de acuerdo al tiempo establecido y utilizando la cantidad mínima de combustible. El consumo de combustible es calculado utilizando un modelo cuasi-estático del vehículo y simulando las transiciones de velocidad del vehículo. Utilizando datos de una carretera real, se obtienen ahorros de combustible de hasta un 5.2% sin repercutir en el tiempo de viaje. El algoritmo puede ser implementado en un vehículo fomentando una conducción ecoeficiente.

Palabras clave: optimización, consumo de combustible, modelo cuasi-estático, minimización, Programación Dinámica.

1. INTRODUCCIÓN

El consumo de combustible en vehículos de carretera es un tema de gran importancia. La reducción del consumo de combustible fósil contribuye significativamente a la disminución de los costes de transporte y a la protección del medio ambiente. Se han realizado

esfuerzos en la reducción del consumo modificando la aerodinámica del vehículo y optimizando el diseño de los sistemas de tracción.

Desde un enfoque operativo, el conductor influye sobre el consumo. Así, [1] realizó una clasificación de conductores en función de su estilo de conducción encontrando diferentes consumos de combustible para el mismo recorrido y vehículo. Por esta razón, se han planteado pautas para que los conductores desarrollen un estilo de conducción que permita ahorrar combustible [2,3]. El conjunto de estas pautas se denominan conducción ecológica o eco-driving. El ahorro de combustible debido a la conducción ecológica ha sido estimado entre un 15% [4] y un 25% [5]. Siguiendo la línea de eco-driving, [6] describe un sistema de asistencia a la conducción que evalúa el estilo de conducción del usuario e indica el nivel de eficiencia de cada una de las maniobras del conductor, logrando así un aprendizaje de las técnicas de eco-driving.

Los conceptos de eco-driving son, en ocasiones, cualitativos y, por esta razón, otros sistemas como [7,8] usan información cuantitativa de los tramos siguientes del recorrido para obtener ahorros de combustible. En [7] se utiliza un sistema de reglas que establece de manera anticipada las acciones de conducción ante tramos de subida y bajada obteniendo ahorros de combustible del 1.5%. De manera similar, [8] establece un conjunto de reglas heurísticas que logran un 3.5% de ahorro. Por otra parte, [9] y [10] establecen que el perfil de la carretera influye sobre el ahorro de combustible logrado por los sistemas que utilizan la información de los tramos siguientes del recorrido para su estrategia de minimización.

Los resultados de los sistemas mencionados anteriormente logran sus datos de ahorro de combustible presentando variaciones del tiempo de viaje. Un experimento cuantitativo de esta relación fue realizado en [11]. En este experimento, se aplicó la técnica de *eco-driving* en diferentes trayectos utilizando distintas velocidades prome-

dio y se encontró que el ahorro de combustible y el tiempo adicional obtenido al finalizar un recorrido variaban de manera distinta. Los resultados obtenidos mostraron ahorros de combustible de 27.6%, 10.8% y 10.9% para incrementos de tiempo de viaje de 7.8%, 6.25% y 7.5%, respectivamente.

Considerando una combinación de las variables tiempo y ahorro de combustible, investigaciones como [9,12] presentan resultados que no modifican sustancialmente el tiempo de viaje y establecen ahorros de hasta 2% y 3.5% respectivamente.

Otro paso en los sistemas que ahorran combustible es considerar el tiempo total de viaje dentro del proceso de optimización. Esta es la idea seguida en este artículo. Según este enfoque, un sistema de asistencia como [13] que indica la velocidad para llegar a tiempo a un destino específico, podría obtener el perfil de velocidad de consumo mínimo para un tiempo de viaje previamente establecido. Esta característica puede ser interesante en actividades como el transporte de

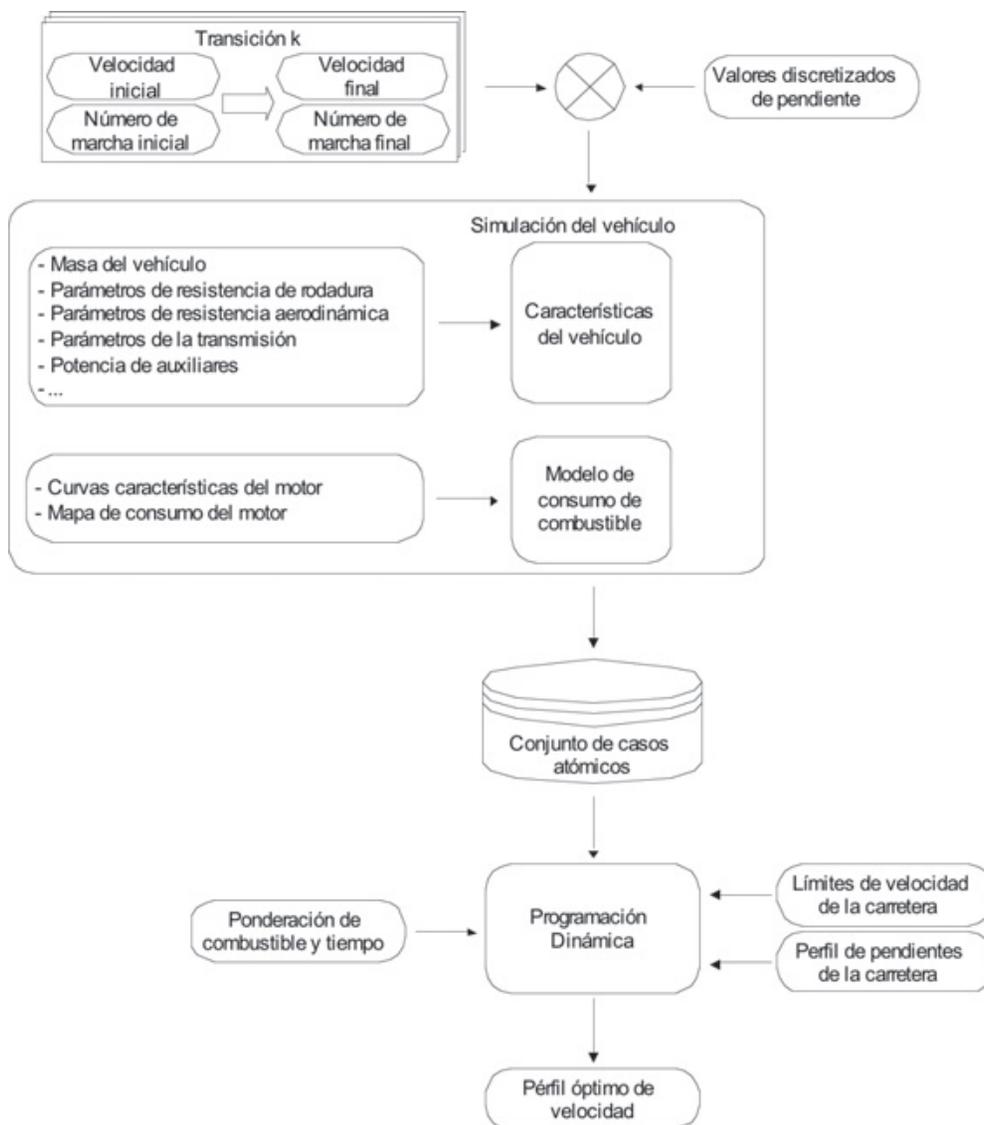


Fig. 1: Esquema completo del proceso de optimización

personas y mercancías ya que, además del cumplimiento de los horarios, el ahorro en combustible establecería una reducción de los gastos de operación.

2. METODOLOGÍA

El principal objetivo de este artículo es hallar el perfil de velocidad que obtenga el consumo mínimo de combustible para un recorrido completo utilizando el perfil de pendientes del camino e incluyendo el tiempo como una variable adicional dentro del proceso de optimización. Es decir, se presenta un algoritmo, implementable en un sistema embarcado en un vehículo de carretera, que podría aconsejar al conductor la velocidad y la marcha engranada más convenientes para cada tramo del recorrido teniendo en cuenta los objetivos de tiempo de viaje y consumo, los

límites de velocidad y las pendientes de los tramos siguientes. Con estas recomendaciones se ampliaría el horizonte del conductor más allá de los tramos que puede percibir en cada momento [14], mejorando las pautas clásicas de conducción ecoeficientes al tener un conocimiento más global de la ruta.

Partiendo de la hipótesis de que existe un perfil de velocidad específico, tal que su consumo de combustible es el mínimo necesario para que un vehículo alcance su destino en un tiempo de viaje previamente establecido y por una ruta cuyo perfil de pendientes y restricciones de velocidad son conocidos, la optimización aquí propuesta es crear este perfil óptimo concatenando transiciones de velocidad del vehículo según se requiera. La Fig. (1) muestra el esquema de este proceso de optimización.

El perfil de velocidad o solución óptima se encuentra aplicando la técnica de optimización de Programación Dinámica. Teniendo en cuenta el perfil de pendientes de

JUSTIFICACIÓN DE LA OBTENCIÓN DE SOLUCIONES ÓPTIMAS MEDIANTE PROGRAMACIÓN DINÁMICA

El Principio de Optimalidad de Bellman [15,16] es el fundamento de la teoría de la Programación Dinámica. Este principio establece que todas las porciones de una trayectoria óptima son, en sí mismas, trayectorias óptimas [17]. Esto quiere decir que, para un estado dado, la regla de optimización de las transiciones siguientes no depende de la regla aplicada en las transiciones anteriores.

En [18], se utiliza la Programación Dinámica para resolver un problema de optimización típico. Un sistema se describe según la expresión siguiente, donde x es la variable de estado, u la variable de decisión, k la etapa de la discretización y f la función de la transición.

$$x(k+1) = f[x(k), u(k)]$$

Se requiere encontrar la secuencia óptima de decisiones cuya forma es:

$$\{u^*(0), u^*(1), u^*(2), \dots, u^*(N-1), u^*(N)\}$$

Esta secuencia de decisiones halla el mínimo global de la función objetivo representado por:

$$J = \sum_{k=0}^N q_k(x(k), u(k))$$

siendo:

$$J_i = \sum_{k=i}^N q_k(x(k), u(k))$$

El coste que se indica depende del instante inicial i , del estado inicial $x(i)$ y del valor de la variable de entrada u en el intervalo $[i, N]$, pero no tiene dependencia de los estados anteriores.

El coste óptimo para las trayectorias que en el instante i se encuentran en el estado $x(i)$, sólo depende del instante y estado inicial, es decir,

$$J_i^* = \min_u \left\{ \sum_{k=i}^N q_k[x(k), u(k)] \right\} = J_i^*[x(i)]$$

Así, si se asume que el coste óptimo en $i+1$ sólo es función de $i+1$ y del estado $x(i+1)$, el Principio de Optimalidad de Bellman indica que:

$$J_i^* = \min_{u(i)} \left\{ q_i[x(i), u(i)] + J_{i+1}^*[x(i+1)] \right\}$$

Adicionalmente, $x(i+1)$ depende sólo de $x(i)$ y de $u(i)$. Por lo tanto, al realizar la minimización respecto de $u(i)$, el coste óptimo en i dependerá únicamente de $x(i)$ y de i . Esto permite que, usando iterativamente la ecuación anterior y recogiendo los resultados de u desde el estado final hacia el estado inicial, se pueda encontrar la secuencia óptima de decisiones u^* .

la carretera, los límites de velocidad y la importancia entre el consumo de combustible y el tiempo, la Programación Dinámica elige cada una de las partes constitutivas de la solución óptima partiendo del conjunto de casos atómicos, teniendo en cuenta que un caso atómico se define por medio de una transición de velocidad del vehículo y sus valores asociados (velocidad inicial, número de marcha inicial, velocidad final, número de marcha final, pendiente del camino, distancia recorrida, gasto de combustible y tiempo utilizado). Durante la creación del perfil óptimo de velocidad, se utiliza una función objetivo para establecer las transiciones de velocidad que forman el perfil óptimo de velocidad. Esta función objetivo evalúa cada transición teniendo en cuenta su consumo de combustible y tiempo de duración. La función objetivo también cuenta con factores de ponderación para asignar diferente relevancia al consumo de combustible y al tiempo. Los datos de consumo de combustible y duración de cada transición se extraen de un modelo que simula la dinámica longitudinal del vehículo.

2.1. PROGRAMACIÓN DINÁMICA

La Programación Dinámica es un método de optimización que minimiza el valor de una función objetivo evaluando todas las secuencias de control posibles. La transición entre los estados del sistema involucra un coste. La solución óptima es construida enlazando el conjunto de transiciones que obtienen el menor valor de la función objetivo. Aunque la Programación Dinámica generalmente tiene un tiempo de cómputo grande, logra encontrar el mínimo global en un proceso de optimización.

2.2. TRANSICIONES DE VELOCIDAD

El perfil óptimo de velocidad se forma con las transiciones de velocidad del vehículo. Estas transiciones representan fases de aceleración, deceleración y de velocidad constante. Existen diferentes modelos de las curvas de aceleración de un vehículo [19,20] pero, siguiendo el enfoque de [21], se considera un movimiento uniformemente acelerado. Siendo V_k la velocidad inicial, V_{k+1} la velocidad final, G_k el número de marcha inicial, G_{k+1} el número de marcha final y D_g la distancia recorrida con la marcha engranada G_k , pueden presentarse distintas clases de transiciones. Estas transiciones se muestran en la Fig. (2).

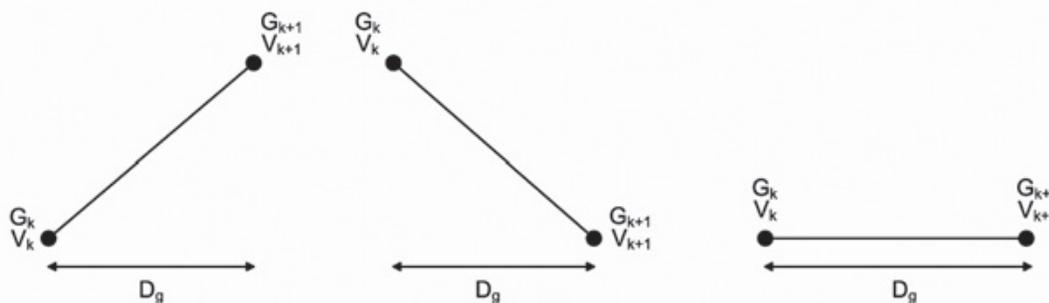


Fig. 2: Representación gráfica de las transiciones de velocidad. Aceleración (izquierda), deceleración (centro) y velocidad constante (derecha)

En las anteriores transiciones de velocidad, el eje vertical (velocidad) y el eje horizontal (distancia) están discretizados. La distancia D_g puede estar compuesta por uno o más pasos discretos de distancia. Este paso corresponde a la distancia que se utiliza en la discretización del perfil de pendientes de la carretera.

2.3. MODELO DE CONSUMO DE COMBUSTIBLE

Cuando se establece el conjunto total de transiciones de velocidad que va a representar la dinámica longitudinal del vehículo, se debe calcular el consumo de combustible de cada una de dichas transiciones. Además, se debe establecer el consumo de combustible de cada transición de velocidad para cada pendiente posible. En este punto debe tenerse en cuenta que el modelo descarta aquellas transiciones en las que el motor no es capaz de proporcionar suficiente par para superar las resistencias.

El cálculo del consumo de combustible para cada transición de velocidad se realiza utilizando un enfoque cuasi-estático. En este enfoque, la velocidad del vehículo, su aceleración y la pendiente del camino son variables de entrada para el cálculo de las fuerzas resistivas. Teniendo en cuenta las características del vehículo (entre las que hay que destacar la masa, los parámetros de resistencia a la rodadura y aerodinámica, o las cargas energéticas de auxiliares), la relación de transmisión y las eficiencias correspondientes, se halla el par del motor y el régimen. Con el par y el régimen del motor se obtiene la masa de combustible mediante un mapa de consumo de combustible que se obtendría de ensayar el motor en banco. Alternativamente, se podría reproducir un mapa similar de eficiencia del vehículo completo ensayándolo en diferentes condiciones operativas.

2.4. FUNCIÓN OBJETIVO

Acorde a la teoría de la Programación Dinámica, se usa una función objetivo para evaluar las soluciones candidatas a ser la solución óptima. En este artículo, a cada una de las transiciones de velocidad se le asocia una duración y un consumo de combustible. Esta evaluación podría definirse como un coste de operación del vehículo tal como lo realiza [22] donde los costes de operación son separados en dos partes, los atribuidos al precio del combustible y aquellos relacionados con el tiempo de operación. Un enfoque similar se considera en [12],

ya que realiza una suma del tiempo y del consumo de combustible modulando la importancia del tiempo mediante un factor de ponderación. Así, se escogió una función objetivo que reúne el valor de tiempo y el de consumo de combustible en un único coste para cada transición de

DETERMINACIÓN DEL PUNTO DE OPERACIÓN DEL MOTOR A PARTIR DE LAS CONDICIONES OPERATIVAS DEL VEHÍCULO

Las condiciones operativas del vehículo están dadas por la velocidad v , la marcha engranada ξ , la aceleración a y la pendiente θ . Así, conociendo los datos del vehículo como masa m y parámetros de las resistencias al avance (coeficiente de resistencia aerodinámica C_x , área frontal A_f y coeficiente de resistencia a la rodadura f_r), es posible calcular la fuerza motriz que el motor debe proporcionar:

$$F_m = m \cdot a + \frac{1}{2} \rho \cdot C_x \cdot A_f \cdot v^2 + f_r \cdot mg \cdot \cos \theta + mg \cdot \operatorname{sen} \theta$$

Así, esta fuerza y la velocidad se pueden transformar en variables de motor (M_m, n_m) considerando la cadena de transmisión:

$$M_m = \frac{F_m \cdot r_c}{\eta \cdot \xi} \quad n_m = \frac{v \cdot \xi}{r(1-i)}$$

donde r es el radio del neumático, r_c es el radio bajo carga, i es el deslizamiento y η es el rendimiento de la transmisión.

Conociendo el mapa de eficiencia del motor, a partir del punto operativo anterior se obtiene el consumo en cada instante.

velocidad. La ecuación siguiente describe esta función objetivo.

Se incluyen factores de ponderación (α y β) para realizar el balance de la relevancia entre combustible y tiempo, y deben ser valores reales no negativos, excluyendo el caso donde ambos sean cero.

2.5. MANEJO DE LAS SECUENCIAS CANDIDATAS A SOLUCIÓN ÓPTIMA

Se presenta un ejemplo para explicar el manejo de las secuencias que son candidatas a solución óptima cuyo coste es el mínimo global. Consideremos las siguientes condiciones:

- La solución óptima se establece como una cadena de estados que provee el valor mínimo de una función objetivo. Los estados se definen por la velocidad del vehículo y la marcha engranada, y se describen con la notación [velocidad, marcha].
- Los pasos de ejecución de la Programación Dinámica se realizan cada d unidades de distancia.
- En este ejemplo, se calcula la solución óptima para una sección de recorrido cuya longitud es $3d$ unidades de distancia. El estado inicial global (EI) corresponde al vehículo en el estado $[v_0, g_0]$ situado en el punto de distancia d_0 . El estado final global (EF) corresponde al vehículo en el estado $[v_p, g_p]$ ubicado en el

punto de distancia d_3 . Los puntos d_1, d_2 y d_3 están separados de d_0 por $d, 2d$ y $3d$ unidades de distancia, respectivamente.

- Las distancias asignadas a los números de marcha g_0 y g_1 son d y $2d$ respectivamente.
- Como ejemplo, solamente se utilizan las transiciones contenidas en la Tabla 1 para llevar al vehículo desde EI hasta EF. En un caso real, se pueden definir otros estados.
- El coste asociado a una transición individual i es j_i .
- La unión de varias transiciones forma una secuencia cuyo coste asociado es la suma del coste de cada una

Transición de velocidad IV_i	Velocidad inicial	Marcha inicial	Distancia	Velocidad final	Marcha final	Coste j_i
1	v_0	g_0	d	v_1	g_0	j_1
2	v_0	g_0	d	v_2	g_0	j_2
3	v_0	g_0	d	v_3	g_0	j_3
4	v_1	g_0	d	v_4	g_1	j_4
5	v_2	g_0	d	v_4	g_1	j_5
6	v_3	g_0	d	v_4	g_1	j_6
7	v_1	g_0	d	v_1	g_0	j_7
8	v_2	g_0	d	v_2	g_0	j_8
9	v_3	g_0	d	v_3	g_0	j_9
10	v_4	g_0	d	v_4	g_1	j_{10}
11	v_1	g_1	$2d$	v_4	g_1	j_{11}
12	v_2	g_1	$2d$	v_4	g_1	j_{12}
13	v_3	g_0	d	v_4	g_0	j_{13}
14	v_2	g_0	d	v_4	g_0	j_{14}
15	v_1	g_0	d	v_4	g_0	j_{15}
16	v_0	g_0	d	v_1	g_1	j_{16}
17	v_0	g_0	d	v_2	g_1	j_{17}
18	v_1	g_1	d	v_1	g_0	j_{18}
19	v_2	g_1	d	v_2	g_0	j_{19}

Tabla 1: Listado de las transiciones

de las transiciones que la componen. El coste total de una secuencia K es J_k .

- Los cambios de marcha se consideran instantáneos y realizados al final de la transición de estados.
- La búsqueda de la solución óptima comienza desde el estado final global (EF) en dirección al estado inicial global (EI), es decir, se realiza una búsqueda tipo backward.

2.5.1. Primer paso de ejecución

El primer paso de ejecución del algoritmo de Programación Dinámica se realiza en el punto de distancia d_3 . En este punto, la velocidad del vehículo debe ser v_4 y la marcha g_1 . Siguiendo la dirección backward, las transiciones 11 y 12 generan nuevas secuencias que no presentan cambios de marcha. Las transiciones 4, 5, 6, y 10 también generan nuevas secuencias al considerar un cambio de marcha. En este paso de ejecución, se obtienen 6 secuencias que alcanzan el estado EF. Aunque estas secuencias comparten el mismo estado final, no se pueden comparar, ya que tienen un estado inicial distinto. De esta forma, todas ellas se agregan al conjunto de soluciones parciales. Las secuencias formadas se muestran en la Fig. (3).

Note que las secuencias A, B, C y D alcanzan el punto d_2 avanzando d unidades de distancia mientras que las

secuencias E y F recorren $2d$ unidades de distancia y pueden alcanzar el punto ubicado en d_1 .

2.5.2. Segundo paso de ejecución

En este segundo paso de ejecución, se busca alcanzar el punto de distancia d_1 considerando las secuencias resultantes del primer paso de ejecución. El segundo paso puede crear nuevas secuencias o eliminar alguna de las ya existentes si la secuencia generada tiene un menor coste. Siendo la secuencia A1 la primera secuencia generada a partir de la secuencia A, A2 la segunda y así sucesivamente; las secuencias resultantes de este paso de ejecución se muestran en la Fig. (4).

Ahora, en el punto de distancia d_1 , se pueden comparar algunas secuencias. En la Fig. (4), las secuencias eliminadas se representan mediante líneas punteadas. Las secuencias dibujadas con líneas continuas son las secuencias resultantes del proceso de comparación y son las que se utilizarán en el siguiente paso de ejecución. El proceso de comparación se resume en los siguientes puntos:

1. Secuencias C1 y D1. Se encuentran delimitadas por los puntos d_1 y d_3 . Ambas conectan los estados $[v_4, g_1]$ y $[v_3, g_0]$. Al comparar el coste de estas dos secuencias, supondremos que el coste de la secuencia D1 es menor que el de la secuencia C1. Por esta razón,

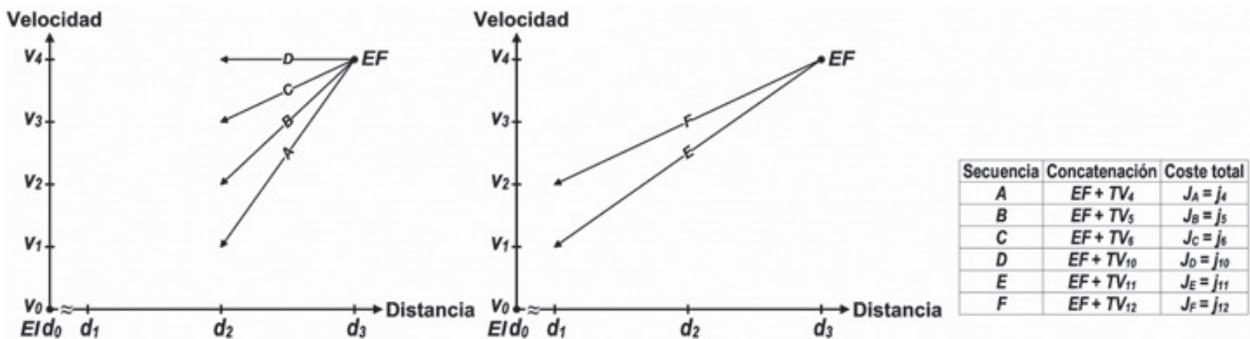


Fig. 3: Secuencias generadas en el primer paso de ejecución. Secuencias con cambio de marcha (izquierda) y secuencias sin cambio de marcha (derecha)

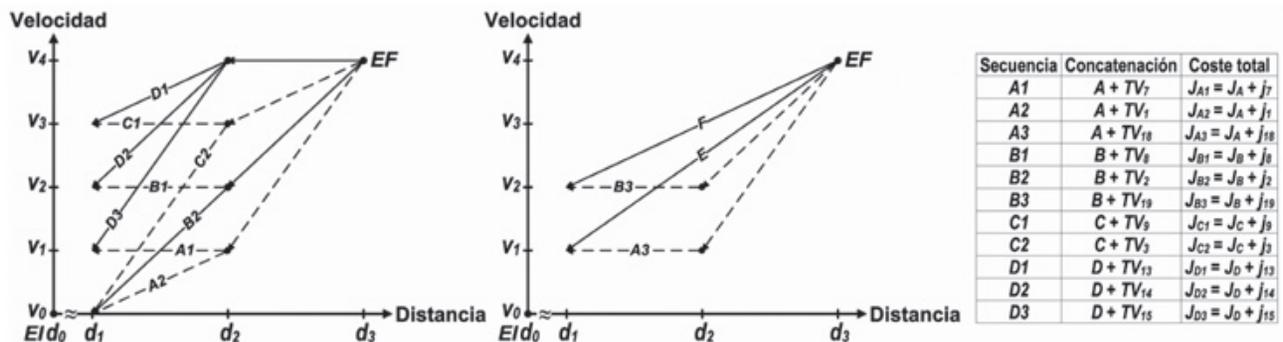


Fig. 4: Secuencias generadas en el segundo paso de ejecución. Secuencias con marcha g_0 engranada (izquierda) y secuencias con marcha g_1 engranada (derecha).

- CI* se elimina, ya que otra secuencia con menor coste conecta la misma pareja de estados sobre el mismo tramo de distancia.
- Secuencias *B1* y *D2*. En este caso, conectan los estados $[v_p, g_i]$ y $[v_2, g_0]$ entre los puntos de distancia d_1 y d_3 . Suponiendo un coste menor para la secuencia *D2*, se elimina *B1* y no puede usarse para generar nuevas secuencias en el siguiente paso de ejecución.
 - Secuencias *A1* y *D3*. Estas secuencias conectan los estados $[v_p, g_i]$ y $[v_1, g_0]$ entre los puntos de distancia d_1 y d_3 . Suponiendo que *A1* tiene un coste mayor entre estas dos secuencias, *A1* es eliminada.
 - Secuencias *B3* y *F*. *B3* se compone por dos transiciones de velocidad mientras que *F* se compone sólo por una. Conectan los estados $[v_p, g_i]$ y $[v_2, g_1]$ entre los puntos de distancia d_1 y d_3 . Supondremos que *F* tiene el menor coste, con lo que *B3* es la secuencia eliminada. Note que esta comparación es parecida a la comparación 2, pero los números de marcha inicial de las secuencias son diferentes, por consiguiente, resultan dos comparaciones distintas.

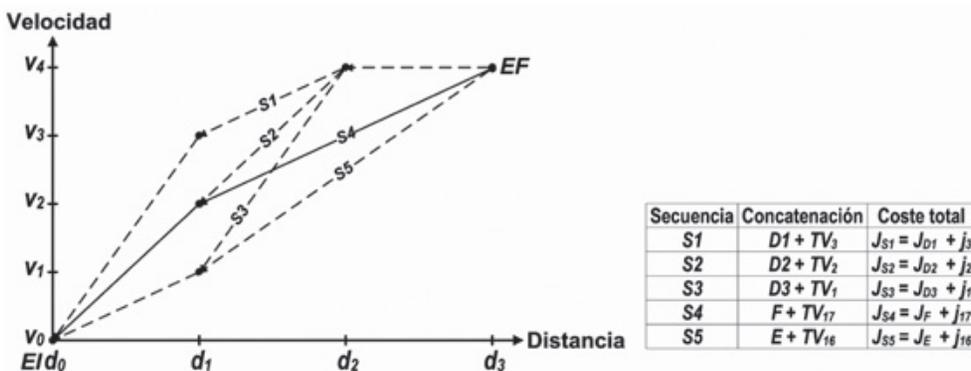


Fig. 5: Comparación final de las secuencias candidatas a solución óptima. Solución óptima (línea continua). Soluciones eliminadas (líneas punteadas).

- Secuencias *A3* y *E*. Conectan los estados $[v_p, g_i]$ y $[v_1, g_1]$ entre los puntos de distancia d_1 y d_3 . Si se supone que *A3* tiene un coste mayor, la secuencia que se preserva es la *E*.
- Secuencias *A2*, *B2* y *C2*. Conectan los estados $[v_p, g_i]$ y $[v_p, g_0]$ entre los puntos de distancia d_1 y d_3 . Suponiendo que *B2* tiene el menor coste, se eliminan *A2* y *C2*.

Después de este paso de ejecución, el número de secuencias posibles se reduce de 11 a 6 (*B2*, *D1*, *D2*, *D3*, *E* y *F*).

2.5.3. Tercer paso de ejecución

En esta etapa, se forman soluciones que unen los estados *EI* $[v_p, g_0]$ y *EF* $[v_p, g_1]$ que deben ser comparadas. Las soluciones involucradas se muestran en la Fig. (5). Para este

proceso de comparación final, se supone que la secuencia-solución *S4* es la de menor coste y, por esta razón, la solución óptima.

3. RESULTADOS EN UN TRAMO DE CARRETERA REAL

El algoritmo de optimización se ha aplicado sobre diferentes recorridos reales. En concreto, aquí se muestra el tramo comprendido entre los kilómetros 33 y 53 de la autovía A3 dirección Madrid-Valencia. El perfil de pendientes medido según la metodología descrita en [23] de este tramo de autovía se muestra en la Fig. (6).

La evaluación del algoritmo de optimización se establece mediante la comparación del combustible gastado por un vehículo utilizando el perfil óptimo de velocidad y el obtenido mediante un perfil de velocidad constante que tenga el mismo tiempo de viaje del perfil óptimo. Para esta prueba, el límite para la velocidad máxima es 120 km/h y los factores de ponderación de la función objetivo se toman como $\alpha=100$ y $\beta=40$. Nótese que la aceleración inicial y deceleración

final del perfil de velocidad constante se establece igual a la del perfil óptimo de velocidad. Al aplicar el algoritmo de optimización sobre este tramo de autovía, el perfil óptimo de velocidad resultante se puede ver en la Fig. (7). También se muestra el perfil de velocidad constante que sirve de referencia.

Se observa que la velocidad óptima es cercana al límite máximo permitido cuando la autovía tiene una pendiente negativa durante una distancia larga. Cuando la distancia con pendiente negativa es más corta, el valor de velocidad también se incrementa pero en menor medida. Durante las otras partes del recorrido, la velocidad se mantiene ligeramente inferior al valor de velocidad constante debido al tiempo ganado en los tramos donde la velocidad óptima es cercana al límite máximo.

La Fig. (8) ilustra los puntos de operación del motor en un mapa de eficiencia al considerar el perfil óptimo de velocidad. Cuando el algoritmo busca el valor mínimo de la función objetivo evaluando las transiciones de velocidad, tiende a moverse hacia los puntos de operación de alta eficiencia. De esta forma, se alcanza un porcentaje mayor de puntos de operación con eficiencia superior al 32% que los obtenidos por el perfil velocidad constante (26.46% del tiempo frente al 23.95%).

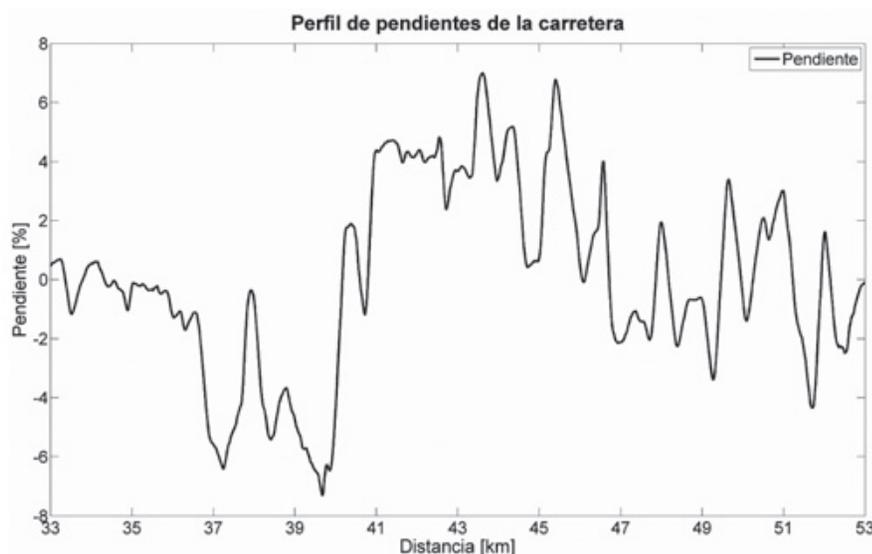


Fig. 6: Perfil de pendientes del tramo de autovía A3 entre los kilómetros 33 y 53 dirección Madrid-Valencia.

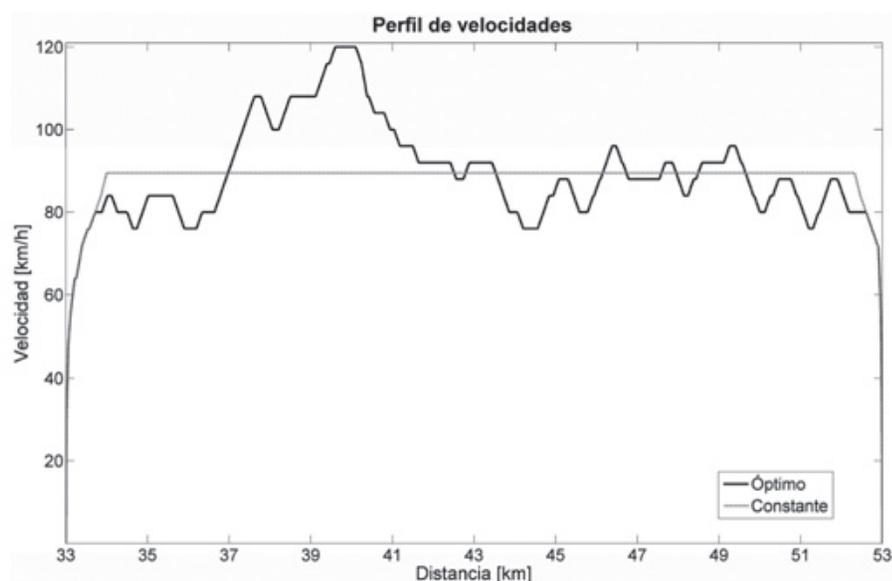


Fig. 7: Perfil óptimo de velocidad (línea continua) y perfil de velocidad constante (línea discontinua)

pero, fuera de este intervalo, la influencia de los factores de ponderación es insignificante.

Cuando la relación α/β es menor que 0.3, la prioridad del algoritmo es finalizar el recorrido utilizando el menor tiempo de viaje. En estas condiciones el consumo de combustible no tiene relevancia dentro del proceso de optimización y el perfil de velocidad resultante se encuentra muy cercano a los límites máximos de velocidad. Por otra parte, si la relación entre α/β es mayor que 100, se obtiene esencialmente la minimización del consumo de combustible importando muy poco el tiempo de viaje. Las mayores variaciones en el ahorro de combustible se producen con valores de la relación α/β comprendidos entre 0.4 y 7.

En las pruebas, utilizando una discretización de velocidad cada 4 km/h, 21 valores de pendientes (desde -10% hasta +10%) y 5 marchas, el conjunto de casos atómicos es de 48118. Durante ejecución del algoritmo, y al expandirse el número de posibles soluciones, se trató un número cercano a 1000 secuencias en cada paso de ejecución del algoritmo. Dada la separación entre dos pasos de ejecución sucesivos (20 m), resultaron 1000 pasos de ejecución para optimizar el recorrido considerado. Por lo tanto, cerca de 1 millón de secuencias distintas son formadas y eliminadas durante este proceso. El tiempo de ejecución del algoritmo fue de 49 segundos utilizando un PC de 1.5 GHz y 1.75 GB de RAM.

La Tabla 2 resume los parámetros de simulación y los resultados de optimización resultantes.

Por otra parte, se utilizaron diferentes valores de la relación α/β para evaluar la influencia de los factores de ponderación sobre el tiempo de viaje, consumo y ahorro de combustible obtenidos en la optimización. En la Fig. (9) se puede notar que existe una región donde estos parámetros son influenciados por la relación α/β

Vehículo	Datos disponibles en [24,25]
Carretera	Madrid-Valencia A3
Tramo	Kilómetros 33 – 53
Longitud del tramo	20000 m
Rango de pendientes del tramo	(-7.1 %, +6.9 %)
Límite máximo de velocidad	120 km/h
Velocidad cruceo del perfil de velocidad constante	89.46 km/h
Tiempo de viaje	827 s
Gasto de combustible del perfil de velocidad constante	438.9 g
Gasto de combustible del perfil óptimo de velocidad	416.1 g
Ahorro de combustible respecto al perfil de velocidad constante	5.2 %

Tabla 2: Parámetros de simulación y resultados obtenidos

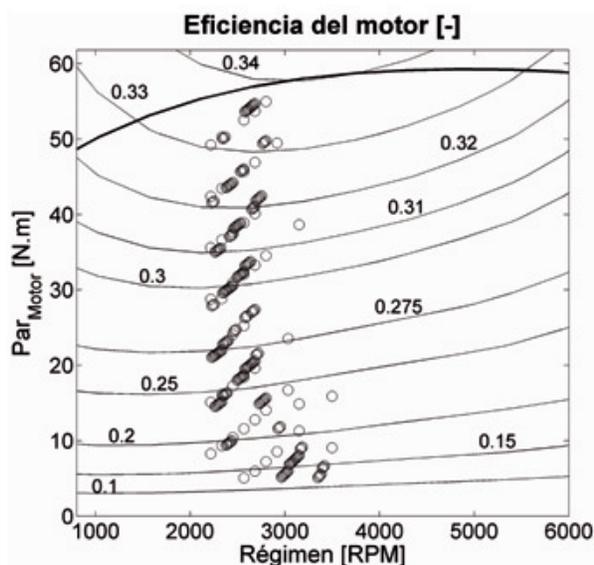


Fig. 8: Puntos de operación del motor al seguir el perfil óptimo de velocidad

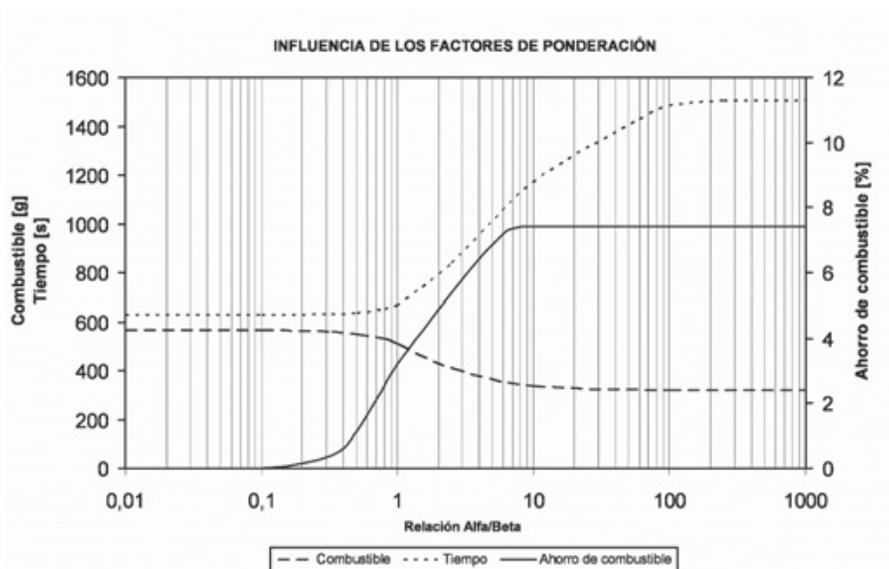


Fig. 9: Influencia de los factores de ponderación sobre el tiempo de viaje, consumo y ahorro de combustible.

4. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

Se ha desarrollado un algoritmo para la minimización del consumo de combustible de vehículos de carretera basado en Programación Dinámica. Este algoritmo de optimización utiliza un modelo de consumo de combustible para calcular el gasto de combustible empleado en un recorrido. El perfil óptimo de velocidad, que produce el mínimo consumo para un recorrido establecido de pendientes, se obtiene mediante la concatenación de diferentes transiciones de velocidad del vehículo. Las secuencias resultantes de la concatenación se evalúan de acuerdo a una función objetivo que toma en

cuenta el tiempo y el gasto de combustible. En esta función objetivo se incluyen factores de ponderación para modular la importancia ambos parámetros en el proceso de optimización. El algoritmo de optimización considera tanto el perfil de la carretera como los límites legales de velocidad para calcular la solución óptima. Dicho algoritmo se aplicó a un tramo real de carretera y la reducción del consumo de combustible fue de 5.2% al compararse con el consumo producido por un perfil de velocidad constante.

El algoritmo de optimización obtiene ahorros de combustible menores que los documentados para las estrategias de eco-driving [4,5], pero los resultados no son completamente comparables al no tratarse de las mismas condiciones de circulación. Sin embargo, al comparar los resultados de otros sistemas similares [10,12] que involucran tiempo y combustible para la optimización de circulación interurbana con tráfico libre, el procedimiento descrito en este artículo obtiene un ahorro de combustible superior.

Este algoritmo se puede implementar en un sistema embarcado de asistencia a la conducción de manera que proporcione avisos al conductor sobre la velocidad y marcha más convenientes en cada momento teniendo en cuenta, no sólo las condiciones locales o los tramos más próximos dentro del horizonte visual del conductor, sino procesando información de tramos más alejados. Para esta implementación se requiere solamente la medida de forma continua de la velocidad (obtenida del bus CAN del vehículo) y la posición en un mapa electrónico a partir de la señal GPS, proporcionando las recomendaciones de velocidad y marcha al conductor a través de una interfaz adecuada. Para el correcto funcionamiento del algoritmo, deben ajustarse los parámetros del vehículo (principalmente, la masa) a las condiciones operativas en cada instante. Los resultados se pueden mostrar sobre un interfaz de usuario adecuado que indique al conductor la velocidad que debe mantener en cada caso,

así como los instantes más convenientes para los cambios de marcha. Esto permite mejorar las pautas clásicas de eco-driving al extender la distancia que se tiene en cuenta para adoptar unas u otras acciones por parte del conductor. De igual forma, los resultados podrían ser empleados como entrada al control de cruceo con lo que el vehículo adaptaría de forma automática la marcha. Sobre el algoritmo desarrollado también se podrían implementar evoluciones que tengan en cuenta aspectos imprevistos durante la marcha que impidan durante ciertos tramos seguir los perfiles de velocidad y marcha engranada proporcionados.

5. AGRADECIMIENTOS

Esta investigación fue financiada por el Ministerio de Ciencia e Innovación (MICINN) a través del proyecto SOMAVE (TRA2006-13942).

6. BIBLIOGRAFÍA

- [1] Rhys-Tyler GA, Bell MC. "Influencing Driver Behaviour For Environmental Benefit: The Role Of ITS Technologies". En: Proceedings of 16th ITS World Congress [CD-ROM], (Stockholm 21-25 September 2009)
- [2] Ford-Werke GMBH. *Ford Eco-Driving Program* [en línea]. s.n. Cologne, Germany: s.n, fecha desconocida [Citado 20 Diciembre 2011]. Disponible en internet: <http://www.ford-eco-driving.de>
- [3] Truong, Lynn. *Wise Bread's Wise Driving Guide: 108 Tips to Raise Your Fuel Economy* [en línea] s.l.: Web Warrior Tools, Agosto 2008 - [citado 20 Diciembre 2011]. Disponible en internet: <http://static.webwarrior.com.s3.amazonaws.com/ebooks/wise-driving-tips.pdf>
- [4] Hiraoka T, Terakado Y, Matsumoto S, et al. "Quantitative Evaluation Of Eco-Driving On Fuel Consumption Based On Driving Simulator Experiments". En: Proceedings of 16th ITS World Congress [CD-ROM], (Stockholm 21-25 September 2009)
- [5] Taniguchi M. "Eco-driving and Fuel Economy of Passenger Cars". En: Proceedings of IEE. Japan Annual Meeting, (Fukuoka 2008), P. S21(5-8).
- [6] Andersson J, Bredberg L. "Interactive Driver Training". En: Proceedings of 16th ITS World Congress [CD-ROM], (Stockholm 21-25 September 2009)
- [7] Kozica E. "Look Ahead Cruise Control: Road Slope Estimation and Control Sensitivity". Master's thesis. Royal Institute of Technology KTH, 2005.
- [8] Kock P, Gnatzig S, Passenberg B, et al. "Improved Cruise Control for Heavy Trucks using combined Heuristic and Predictive Control". En: IEEE Multi-conference on Systems and Control, (San Antonio 3-5 September 2008)
- [9] Hellström E, Fröberg A, Nielsen L. "A Real-Time Fuel-Optimal Cruise Controller for Heavy Trucks Using Road Topography Information". En: SAE 2006 World Congress & Exhibition, (Detroit 3-6 April 2006). (doi 10.4271/2006-01-0008)
- [10] Li X, Tennant K. "Vehicle Energy Management Optimization using Look-Ahead Three-Dimensional Digital Road Geometry". En: Proceedings of 16th ITS World Congress [CD-ROM], (Stockholm 21-25 September 2009)
- [11] Cerbe TM, Kuhnert A, Strube S. "Fuel Saving Potential of Car Navigation Systems". En: Proceedings of 16th ITS World Congress [CD-ROM], (Stockholm 21-25 September 2009)
- [12] Hellström E. "Look-ahead Control of Heavy Vehicles". PhD thesis. Linköping University, 2010.
- [13] Giszczak A. "Driving Tests for Just-in-Time Navigation in Road Transport". En: Proceedings of 13th ITS World Congress [CD-ROM], (London 8-12 October 2006)
- [14] Jiménez-Alonso F, Naranjo-Hernández JE. "Nuevos requerimientos de precisión en el posicionamiento de vehículos para aplicaciones ADAS". *DYNA Ingeniería e Industria*. Abril 2009. Vol.84-3 p.245-250
- [15] Bertsekas DP. *Dynamic programming and optimal control*. 3ª edición. Belmont: Athena Scientific, 2005. 558p. ISBN: 1-886529-26-4
- [16] Larson RE, Casti JL. *Principles of dynamic programming. Part I: Basic analytic and computational methods*. New York: Marcel Dekker Inc, 1978. 344p. ISBN: 0-8247-6589-3
- [17] de Madrid AP, Dormido S, Morilla F. "Reduction Of The Dimensionality Of Dynamic Programming: A Case Study". En: Proceedings of the American Control Conference, (San Diego 2-4 June 1999), P. 2852-2856. <http://dx.doi.org/10.1109/ACC.1999.786593>
- [18] Jiménez A. Introducción al control óptimo. Madrid: Escuela Técnica Superior de Ingenieros Industriales - Universidad Politécnica de Madrid, 1991. ISBN: 84-7484-070-8
- [19] Akçelik R, Besley M. "Acceleration and Deceleration Models". En: Proceedings of 23rd Conference of Australian Institutes of Transport Research, (Melbourne 10-12 December 2001)
- [20] Long G. "Acceleration characteristics of starting vehicles". *Journal of the Transportation Research Board*. 2000, Vol.1737, p.58-70. <http://dx.doi.org/10.3141/1737-08>
- [21] Gong Q, Li Y. "Optimal Power Management of Plug-in HEV with Intelligent Transportation System". En: Proceedings of IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics, (Zurich 4-7 September 2007), P. 1-6. <http://dx.doi.org/10.1109/AIM.2007.4412579>
- [22] Akçelik R, Besley M. "Operating cost, fuel consumption, and emission models in aaSIDRA and aaMOTION". En: Proceedings of 25th Conference of Australian Institutes of Transport Research, (Adelaide 3-5 December 2003)
- [23] Jiménez-Alonso F. "Evaluación a priori de la precisión de mapas electrónicos". *DYNA Ingeniería e Industria*. Abril 2010. Vol.85-3 p.255-262
- [24] Swiss Federal Institute of Technology. QSS-Toolbox [en línea]. Versión 2.0.1. Zurich, Suiza: Institute for Dynamic Systems and Control of Swiss Federal Institute of Technology ETH [Citado 20 Diciembre 2011]. Disponible en internet: <http://www.idsc.ethz.ch/Downloads/qss/qss.zip>
- [25] Guzzella L, Sciarretta A. *Vehicle Propulsion Systems. Introduction to Modeling and Optimization*. 2ª edición. Berlin: Springer, 2007. 338p. ISBN: 978-3-540-74691-1