

Estimación de un Control Lateral Difuso de Vehículos

Enrique Onieva, Vicente Milanés, Joshué Pérez, Teresa de Pedro

Departamento de Informática Industrial, Centro de Automática y Robótica (UPM-CSIC), La Poveda-Arganda del Rey, 28500 Madrid, España (e-mail: {onieva, vmilanes, jperez, tere}@iai.csic.es)

Resumen: La conducción autónoma es uno de los temas más interesantes dentro del área de los Sistemas Inteligentes de Transporte (ITS) y dentro de ella, el control automático del volante es uno de los retos más importantes al que se enfrentan investigadores de esta área. En este trabajo se presenta un ajuste basado en algoritmos genéticos de controladores difusos capaces de manejar automáticamente el volante de un vehículo convencional, reproduciendo actitudes de un conductor humano en diferentes situaciones. Para ello se ha monitorizado el estado del coche mientras es conducido por un humano y por medio de algoritmos genéticos se ha obtenido un controlador difuso apropiado para el manejo del volante del vehículo. Todo ello teniendo en cuenta dos requisitos básicos: el controlador debe ser capaz de manejar el vehículo a través de una ruta prefijada y ejecutar acciones de control suaves, para lograr así, una conducción confortable para los ocupantes del vehículo. *Copyright © 2010 CEA.*

Palabras Clave: Conducción Autónoma, Lógica Difusa, Control Lateral, Algoritmos Genéticos.

1. INTRODUCCIÓN

Los Sistemas Inteligentes de Transporte (ITS) aplican tecnologías de la información y la comunicación con el fin de obtener una conducción segura y eficiente. Hoy día, el desarrollo de ITS proporciona una oportunidad de mejorar la seguridad, eficiencia y comodidad en el transporte, ya sea por carretera, aéreo o ferroviario (Jones, 2001). El presente trabajo se centra en el área de transporte por carretera, y más concretamente, en vehículos inteligentes, lo que pasa por el diseño, desarrollo y prueba de vehículos autónomos. Estos vehículos están equipados con la instrumentación necesaria para controlar unos o todos los actuadores de un vehículo sin la intervención externa. En este trabajo nos centraremos en el control automático del volante (también conocido como control lateral) de un vehículo. No cabe duda de las posibles aplicaciones prácticas y mejora de la seguridad que puede acarrear la implementación de un control total del volante, o control lateral, de un vehículo, es por ello que viene recibiendo una gran atención desde sus primeras implementaciones (Tsugawa *et al.*, 1979).

La forma más habitual de tratar el problema del control lateral es el uso de trayectorias predefinidas. El control lateral ha sido abordado en la literatura mediante técnicas de generación de trayectorias no lineales (Awawdeh *et al.*, 2004), control robusto (Netto *et al.*, 2006) y lógica difusa (Ji *et al.*, 2007).

El compromiso entre eficiencia y complejidad es el principal factor en el control de este tipo de sistemas. Una forma de solventar problemas asociados a la naturaleza del problema es el uso de técnicas de *Soft Computing*; estos métodos están especialmente indicados cuando tratamos de emular el comportamiento humano al controlar sistemas complejos, tales como la conducción de un vehículo.

La lógica difusa surge del deseo de describir sistemas complejos mediante descripciones lingüísticas (Zadeh, 1965). Se trata de una metodología bien conocida para modelar sistemas complejos o fuertemente no lineales. Los controladores difusos permiten introducir un enfoque humano al diseño de controladores, no requiriendo del modelado matemático de los métodos de diseño de controladores más usuales (Driankov, 1993). Es por esto por lo que los controladores difusos representan una alternativa efectiva y razonable a las técnicas de control clásicas en lo que a sistemas complejos se refiere. Por otro lado, la experiencia del grupo AUTOPIA en control de vehículos mediante lógica difusa muestra la adecuación de estas técnicas para el control de vehículos.

Normalmente, la generación de las funciones de pertenencia y base de reglas de un controlador difuso han sido tareas hechas por ensayo y error o por personas expertas. Una tarea como ésta es una candidata natural para ser abordada de una manera automática.

Los Algoritmos Genéticos (Holland, 1975) son algoritmos de búsqueda de propósito general que usan principios basados en la evolución genética natural de poblaciones para solucionar problemas (Goldberg, 1989). La idea principal es mantener una población de cromosomas, los cuales representan una solución candidata a un problema dado, que evoluciona con el tiempo mediante un proceso de competición y variación controlada. Cada cromosoma de la población tiene asociado una función de ajuste que determinará qué cromosomas son usados para crear otros nuevos mediante operadores de cruce y mutación.

Este trabajo aborda el uso de algoritmos genéticos para el diseño de un controlador difuso capaz de manejar el volante de un vehículo autónomo. En primer lugar, un conductor humano ha manejado el vehículo siguiendo una ruta de referencia y se han monitorizado sus acciones. Tras esto, un algoritmo genético

en dos fases ha sido utilizado para obtener un controlador apropiado, el cual debe ser capaz de imitar el comportamiento al volante del humano e inferir acciones de control suaves, para no ejecutar cambios bruscos en la posición del volante. Así es posible ejecutar una conducción confortable y segura para los ocupantes del vehículo. Finalmente, el controlador ha sido instalado en el vehículo y validado en una pista de pruebas donde se ha comprobando su buena ejecución en el seguimiento de una ruta prefijada, así como, incluso mejorando las medidas de error obtenidas por el conductor humano.

2. EL PROGRAMA AUTOPIA

Este trabajo ha sido realizado en las instalaciones del Centro de Automática y Robótica (CAR) del Consejo Superior de Investigaciones Científicas (UPM-CSIC) como parte del Programa *AUTOPIA*. *AUTOPIA* fue creado para enmarcar la experiencia acumulada por el CAR en el área de la robótica móvil y el control difuso con el objetivo de trasladar dicha experiencia a la conducción automática de vehículos.

Esta temática es abordada por diferentes grupos de investigación a nivel mundial. Entre los más relevantes cabe destacar el PATH (Parsons and Zhang, 1989) o el VITA (Ulmer, 1992) en Estados Unidos; ARTS en Japón (Tsugawa *et al.*, 1996) y PROMETHEUS (Fritz, 1995).

2.1 La Zona de Conducción

ZOCO (acrónimo de *ZOna de COnducción*) es una pista de pruebas de vehículos automáticos que está dedicada exclusivamente a tareas de investigación, es decir, en ella no hay ningún otro tráfico de vehículos, lo que se ha hecho por razones de seguridad. Tiene una forma reticulada, como las manzanas o cuadras de una ciudad, con algunas irregularidades y pendientes de hasta el 3 %, dispone de calles de seis metros de anchura, lo que permite la circulación simultánea en ambos sentidos. En la figura 1 puede verse una vista aérea de ZOCO¹.



Figura 1. Vista aérea de ZOCO.

2.2 El Vehículo

Un vehículo comercial modelo *Citroën C3 Pluriel* ha sido equipado con los dispositivos necesarios para llevar a cabo una conducción autónoma (Naranjo *et al.*, 2007). En la figura 2 se muestra una fotografía del vehículo usado para la experimentación, cuyo equipamiento, en lo que a sensores se refiere está compuesto por:

- Un sistema de posicionamiento global con corrección diferencial (RTK-DGPS) modelo Trimble MS-750. A

¹ Imagen obtenida de <http://maps.google.com/>

través de él, y utilizando la corrección diferencial suministrada por una estación base ubicada en las instalaciones del CAR, podemos obtener un error en el posicionamiento inferior a los dos centímetros. Valor más que suficiente para abordar el guiado de vehículos autónomos. La frecuencia de refresco de dicho receptor (5 Hz) será utilizada para desencadenar el ciclo de control del vehículo.

- Un sistema de medida inercial (IMU) modelo IMU300CC de Crossbow que se encuentra ubicada cerca del centro de gravedad del vehículo y que se utilizará, junto al sistema RTK-DGPS para llevar a cabo el posicionamiento del vehículo en el caso de fallos en este sistema (Milanés *et al.*, 2008).
- El bus CAN del propio vehículo que se utilizará como una pizarra de la que podremos obtener datos de velocidad y aceleración del vehículo para modificar la velocidad de referencia en función de que nos encontremos en un tramo recto o curvo.



Figura 2. Vehículo autónomo utilizado para la experimentación.

El proceso de inferencia difusa es llevado a cabo por un ordenador embarcado, capaz de recibir señales provenientes de los sensores instalados en el vehículo para generar entradas al controlador difuso, obteniendo así valores de salida para mover el volante del vehículo. La salida del controlador difuso representa una tensión analógica en $\pm 10V$ que se utiliza como entrada de un modulador de ancho de pulsos (PWM) que será la entrada al motor de la dirección asistida electromagnética (EPS) del vehículo, para así conseguir un movimiento del volante sin necesidad de equipamiento adicional. La figura 3 muestra un diagrama de cómo la salida del controlador difuso llega a transformarse en movimiento sobre el volante del vehículo.

Figura 3. Diagrama de flujo del esquema para el movimiento del volante.

2.3 Coprocesador Difuso ORBEX

ORBEX (acrónimo de *ORdenador Borroso EXperimental*) fue creado en el CAR (García and de Pedro, 1998), y se ha venido utilizando desde entonces en la construcción y ejecución de controladores difusos aplicados a la conducción autónoma (García and de Pedro, 1999). ORBEX permite la implementación y ejecución en tiempo real de controladores difusos

del tipo TSK (Takagi and Sugeno, 1985), lo que permite tomar decisiones de control en un corto período de tiempo y con muy buena precisión; cualidades más que deseables para sistemas de tiempo real, tal y como puede ser la conducción de un coche, donde el tiempo de inferencia puede llegar a ser un aspecto vital.

Los controladores pueden ser definidos e implementados mediante el uso de reglas **SI ... ENTONCES ...** en un lenguaje casi natural, por ejemplo:

SI (desviación-lateral es derecha) **O** (desviación-angular es derecha) **ENTONCES** (*Volante* = izquierda)

En el presente trabajo, en lugar de usar salidas calculadas como función de las entradas, se han usado valores constantes, lo que hace al controlador equivalente a uno de tipo Mamdani (Mamdani, 1974) con funciones de pertenencia para las salidas de tipo singleton (Sugeno, 1999).

La t-norma *mínimo* y la t-conorma *máximo* son usadas respectivamente para la implementación de los operadores **Y** y **O** en los antecedentes de las reglas. Como operador de desemborronado usaremos el *centro de masas*.

3. OBTENCIÓN DEL CONJUNTO DE ENTRENAMIENTO

A lo largo de esta sección presentaremos el proceso seguido para ajustar un controlador difuso capaz de manejar el volante del vehículo guiándolo a través de la ruta de referencia, descrita mediante una sucesión de posiciones GPS; el vehículo debe seguir la trayectoria definida por los segmentos entre dos posiciones GPS consecutivas, llamados líneas de referencia, tratando de minimizar el error lateral y angular (figura 4), que se definen como sigue:

- **Error Lateral (Lat):** representa la distancia desde la posición actual del vehículo a su posición teórica en la línea de referencia. Teóricamente está definido en $\pm\infty$, aunque, por cuestiones prácticas, trabajaremos acotando dicho error en $\pm 5m$.
- **Error Angular (Ang):** representa la diferencia angular entre la línea de referencia y el vector directriz del vehículo, es decir el vector que nos define la dirección del vehículo. Sus valores están restringidos a ± 180 (sentido opuesto).

Valores positivos de estas variables denotan una desviación hacia la derecha de la línea de referencia, mientras que valores negativos lo hacen hacia la izquierda.

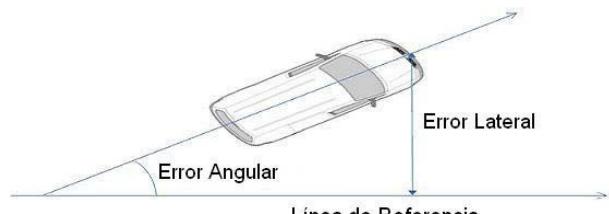


Figura 4. Representación gráfica del error lateral y el error angular.

Ambas variables (*Lat* y *Ang*) serán usadas como entradas del controlador difuso, junto con una tercera *Vol*, que indicará la posición angular del volante en un determinado instante; dicha posición, dado el vehículo con el que trabajamos puede oscilar entre $\pm 540^\circ$. La salida del controlador difuso (*Volante*)

será un valor en ± 1 que denotará el voltaje normalizado a enviar al motor acoplado a la barra de dirección, logrando así un movimiento del volante en un sentido u otro (negativo hacia la izquierda y positivo hacia la derecha). Dicho valor coincidirá con la posición normalizada deseada del volante, así pues, un valor -1 aplicado constantemente, logrará desplazar el volante completamente hacia la izquierda; mientras que un valor 0.5 desplazará el volante hasta el punto medio (270°) hacia la derecha.

Las siguientes subsecciones indican las etapas del proceso de ajuste del controlador difuso.

3.1 Captura de Información

El mapa GPS que especifica la ruta de referencia es construido automáticamente mediante un primer recorrido de ella con el vehículo conducido manualmente mientras se monitorizan las posiciones GPS. Tras esto, y mediante estrategias evolutivas se seleccionan los puntos más significativos de la ruta, los cuales definirán la línea de referencia a seguir (Serrano, 2005). Para ello se utiliza un algoritmo genético que selecciona un subconjunto representativo de puntos monitorizados durante el recorrido; para su evaluación se utiliza una combinación entre el número de puntos utilizado y su representatividad con la ruta original. Dicho sistema fue desarrollado en el CAR, y su creación y uso vino motivado por el alto coste de sistemas comerciales para el desarrollo de mapas cartográficos.

Un conductor humano manejó el vehículo a lo largo de las calles de ZOCO, para después aplicar el método comentado con anterioridad. El resultado obtenido, que será utilizado como línea de referencia, así como un mapa esquemático de ZOCO puede verse en la figura 5. Dicha ruta consiste en 3 curvas hacia la izquierda, seguidas de 3 hacia la derecha, siempre por el centro de las calles de ZOCO.

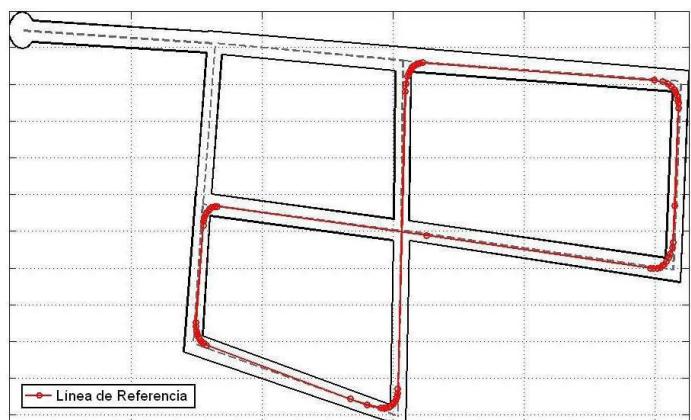


Figura 5. Línea de Referencia GPS.

Una vez obtenida la línea de referencia, el conductor humano la ha seguido manejando el vehículo a una velocidad aproximada de 15km/h en curvas y 25km/h en rectas; mientras tanto, el ordenador de a bordo monitoriza y muestra por pantalla los valores de *Lat*, *Ang* y *Vol* a una frecuencia de muestreo de 5Hz, es decir, los errores en un momento dado y la acción sobre el volante adoptada por él; gracias a esto, el conductor puede adaptar sus acciones con el fin de minimizar dichos errores. Los valores obtenidos por el ordenador a lo largo del tiempo pueden verse en la figura 6; en ella, el error lateral está normalizado en $\pm 5m$, así como el error angular lo está en $\pm 90^\circ$.

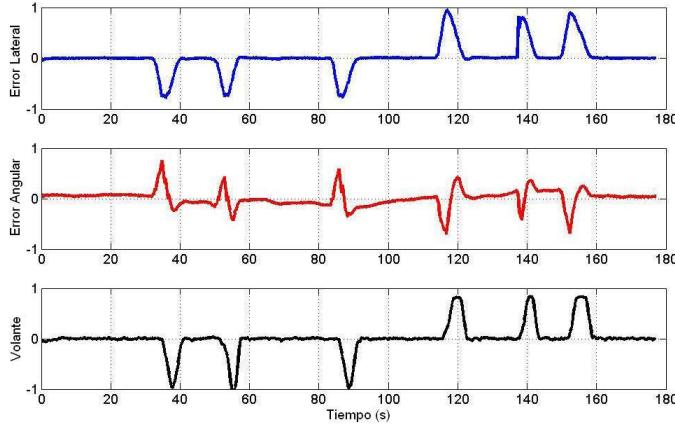


Figura 6. Valores de Entrada/Salida muestreados mientras el conductor humano sigue la ruta de referencia.

3.2 Procesamiento de la Información

Una vez capturadas las acciones sobre el volante de un conductor humano, disponemos de un gran conjunto de tuplas (Lat , Ang , Vol , $Volante$) que puede ser utilizado por el método de ajuste para obtener el error entre las acciones tomadas por un determinado controlador y por el humano, pero antes de eso, procesaremos los datos con el fin de eliminar los siguientes problemas con los que nos encontramos:

- El tiempo en el que la conducción se realiza a lo largo de un tramo recto es mayor que el de un tramo curvo, así pues la cantidad de valores de esta primera situación es mayor que los de la segunda.
- No se contemplan situaciones extremas como errores angulares mayores de 90° o laterales mayores que 5m.

Los datos son reducidos, para ello, se ha definido una malla de $21 \times 21 \times 21$ sobre las tres variables de entrada. Para cada uno de los valores de la grilla, se ha tomado como salida el valor medio entre los puntos más cercanos a ella. Para asegurarnos de cubrir ciertos valores de salida para situaciones de entrada no contempladas en la toma de datos, hemos añadido las siguientes tuplas, provenientes del conocimiento experto:

- $(x, y, z, 1) \forall x, y, z = 0,7; 0,8; 0,9; 1$. Lo que significa: *Si el error angular es mayor de 70° , el error lateral es mayor de 3.5m y la posición actual de volante es mayor de 378° , todos ellos hacia la izquierda, entonces se debe girar el volante al máximo hacia la derecha.*
- $(x, y, z, -1) \forall x, y, z = -0,7; -0,8; -0,9; -1$. Lo cual representa la situación contraria a la anterior.

Una vez procesada la información obtenida, la nube de puntos mostrada en la figura 7. En ella los ejes X-Y representan parejas de variables de entrada, mientras que en el eje Z se representa la posición del volante adoptada por el conductor humano ante tal situación. Este conjunto de puntos nos servirá para poder medir la similitud entre las salidas producidas por un determinado controlador frente a las obtenidas por el humano.

4. MODELADO DEL CONTROLADOR DIFUSO

En esta sección, modelaremos un controlador difuso con consecuentes de tipo singleton. El controlador dispondrá de tres variables difusas de entrada, llamadas Lat , Ang y Vol . El proce-

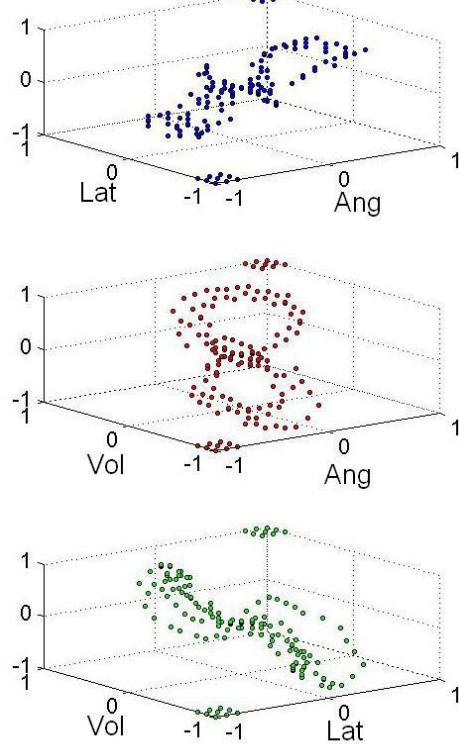


Figura 7. Datos de Entrenamiento.

so de emborronado de cada una de las variables de entrada se hará por medio de funciones de pertenencia trapezoidales.

En concreto, se usarán 3 funciones de pertenencia para codificar las entradas Lat y Ang y 7 para codificar Vol (13 en total). Las etiquetas usadas para codificar el error lateral y angular $\in \{Izq, No, Der\}$, representando una desviación a la izquierda, nula o a la derecha respectivamente; mientras que las etiquetas usadas para codificar la posición actual del volante $\in \{Izq_3, Izq_2, Izq_1, Centro, Der_1, Der_2, Der_3\}$ denotando que el volante se encuentra muy, medio o poco girado hacia la izquierda o derecha, o si se encuentra en el centro. Debido a la naturaleza del problema abordado, dichas funciones serán simétricas respecto al valor 0, ya que, por ejemplo, si decimos que un valor -0.85 en la posición actual del volante está cubierto con grado 1 por la etiqueta Izq_3 , un valor de 0.85 debería de estar cubierto con grado 1 por la etiqueta Der_3 .

Como hemos comentado anteriormente, el controlador tendrá una salida, llamada $Volante$, codificada mediante 9 singletons uniformemente distribuidos en el intervalo ± 1 etiquetados como sigue:

- Der_{100} en -1: Girar el volante el 100 % hacia la derecha.
- Der_{75} en -0.75: Girar el volante el 75 % hacia la derecha.
- Der_{50} en -0.5: Girar el volante el 50 % hacia la derecha.
- Der_{25} en -0.25: Girar el volante el 25 % hacia la derecha.
- No en 0: No girar el volante.
- Izq_{25} en 0.25: Girar el volante el 25 % hacia la izquierda.
- Izq_{50} en 0.5: Girar el volante el 50 % hacia la izquierda.
- Izq_{75} en 0.75: Girar el volante el 75 % hacia la izquierda.
- Izq_{100} en 1: Girar el volante el 100 % hacia la izquierda.

El conjunto de antecedentes a los que asociar uno de los consecuentes se genera mediante:

SI (Ang es A) Y (Lat es L) Y (Vol es V) ENTONCES Volante es OUT. Para todo:

- $[A, L] \in \{Izq, No, Der\}$
- $V \in \{Izq_3, Izq_2, Izq_1, Centro, Der_1, Der_2, Der_3\}$
- $OUT \in \{Der_{100}, Der_{75}, Der_{50}, Der_{25}, NO, Izq_{25}, Izq_{50}, Izq_{75}, Izq_{100}\}$

De esta forma, todas las posibles combinaciones de etiquetas de entrada quedan cubiertas por una regla mediante un conjunto de 63 reglas ($3 \times 3 \times 7$).

4.1 Esquema del Modelo

El modelado se realizará en dos fases diferenciadas, que serán repetidas un cierto número de iteraciones y representarán dos algoritmos genéticos. Uno de ellos estará encargado de mejorar el conjunto de etiquetas (*CE*), mientras que el otro la base de reglas (*BR*). El conjunto de etiquetas será evaluado usando la mejor base de reglas encontrada hasta el momento, así como el conjunto de reglas será evaluado usando el mejor conjunto de etiquetas. Así lograremos una mejora progresiva de ambos aspectos que definen el controlador difuso. Un esquema del proceso seguido puede verse en la figura 8.

Ambos algoritmos genéticos utilizan un esquema estacionario, lo que permitirá mantener siempre una copia del mejor individuo encontrado hasta el momento en la población actual. En cada generación, se seleccionan dos individuos, los cuales serán cruzados y mutados para, posteriormente ser introducidos (o no) en la actual población. Se usará selección basada en torneo binario y reemplazamiento del peor individuo. Los operadores de cruce y mutación serán diferentes para cada uno de los algoritmos genéticos, y serán detallados en las siguientes subsecciones.

El proceso $AG_{CE} \leftrightarrow AG_{BR}$ será repetido durante un determinado número de iteraciones (*It*). Las siguientes subsecciones describen los detalles concretos a cada una de las etapas del proceso de ajuste.

4.2 Ajuste del Conjunto de Etiquetas

Utilizaremos 4 valores reales para codificar cada una de las etiquetas (trapezoidales) de cada una de las variables de entrada del controlador. Para generar controladores difusos adecuados, las funciones de pertenencia deben cumplir determinadas restricciones que nos permitirán obtener resultados lo más interpretables posible. El uso de restricciones sobre funciones de pertenencia en controladores difusos es una metodología para obtener interpretabilidad bien conocida (Mencar and Fanelli, 2008).

El objetivo del trabajo no es sólo obtener un controlador que matemáticamente controle adecuadamente el volante del vehículo, sino que, además, sea interpretable y pueda resumir el conocimiento humano sobre su manejo. Es por ello que se imponen una serie de restricciones al conjunto de etiquetas para así conseguir este propósito. Dichas restricciones son de simetría respecto a 0; que no haya etiquetas cuyo dominio esté incluido dentro del de otra; cobertura de todo el universo de la variable; cobertura máxima en los extremos del universo; que no se superpongan los dominios de grado 1 de las etiquetas y que cada punto del universo de discurso esté cubierto, como máximo por 2 etiquetas. De este modo conseguiremos que las etiquetas del controlador obtenido reflejen la mecánica del proceso.

En la figura 9 vemos la codificación de 3 etiquetas mediante 4 valores reales (arriba) y de 7 etiquetas con 12 valores reales (abajo).

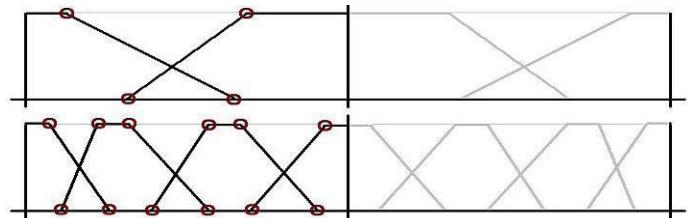


Figura 9. Codificación de los conjuntos de etiquetas.

Figura 8. Esquema usado para el ajuste de controladores difusos.

La función objetivo o de ajuste utilizada por ambos algoritmos genéticos (AG_{CE} y AG_{BR}) se basa en dos consideraciones: el ajuste entre las salidas del controlador y las obtenidas por el conductor humano (datos de entrenamiento), así como impedir cambios bruscos en las acciones de control, lo que implicaría movimientos del vehículo incómodos (incluso peligrosos) para los ocupantes del vehículo. Para evaluar el ajuste, utilizaremos el error cuadrático medio ECM entre las salidas del controlador y el conjunto de entrenamiento. Para evaluar la brusquedad en las acciones, evaluaremos la superficie de control en los puntos $(i, j, k), i, j, k = \{-1, -0.9, \dots, 0, 0.9, 1\}$ y tomaremos D como la mayor diferencia de salida entre dos puntos adyacentes. La función objetivo será calculada como la suma ponderada entre ECM y D con factores 0.75 y 0.25 ($Fitness = 0.75 \cdot ECM + 0.25 \cdot D$).

Por tanto, para representar el conjunto de etiquetas de entrada, se usará un vector de 20 (12+4+4) valores reales. Los siguientes aspectos nos definen el algoritmo genético con codificación real implementado en esta etapa:

- Inicialización: Inicialmente, el mejor conjunto de etiquetas (*Mejor_{CE}*) será generado aleatoriamente (respetando las restricciones dadas). En cada iteración, a partir

de $Mejor_{CE}$ obtendremos una población inicial para el algoritmo genético mediante la aplicación de mutaciones acotadas ($Mejor_{CE} \pm \chi_{CE}$) bajo una determinada probabilidad (φ_{CE}), por tanto, un determinado individuo $V = \{v_1, v_2, \dots, v_{20}\}$ será generado de la forma $v_i = Mejor_{CE_i}$ si $U(0, 1) > \varphi_{CE}$ y $v_i = U(Mejor_{CE_i} - \chi_{CE}, Mejor_{CE_i} + \chi_{CE})$ en otro caso. En la figura 10 podemos ver una representación gráfica del resultado obtenido utilizando este método.

- Operador de Cruce: Utilizaremos $BLX - \alpha$ (Eshelman and Schaffer, 1993) para generar dos hijos a partir de dos individuos seleccionados como padres.
- Operador de Mutación: Utilizaremos mutación uniforme bajo una probabilidad (ρ_m).

Figura 10. Alteraciones acotadas sobre las etiquetas del mejor individuo encontrado hasta el momento.

4.3 Ajuste de la Base de Reglas

La segunda etapa del método iterativo consiste en el ajuste de la base de reglas; para ello, el algoritmo genético se encargará de asociar a cada uno de los 63 antecedentes uno de los posibles 9 singletons de salida. Por tanto, un individuo de la población será representado mediante una lista de 63 enteros $\in [1, 7]$ donde un valor 1 en una determinada posición representará asociar el antecedente con la salida $Volante = Der_{100}$, un 2 representará asociar con la salida $Volante = Der_{75}$, y así sucesivamente.

- Inicialización: La mejor base de reglas ($Mejor_{BR}$) será generada aleatoriamente para la primera iteración del método. Nuevamente, a partir de $Mejor_{BR}$ obtendremos una población inicial mediante mutaciones acotadas bajo probabilidad, de la forma que un individuo $V = \{v_1, v_2, \dots, v_{63}\}$ será generado de la forma $v_i = Mejor_{BR_i}$ si $U(0, 1) > \varphi_{BR}$ y $v_i = U(Mejor_{BR_i} - \chi_{BR}, Mejor_{BR_i} + \chi_{BR})$ en otro caso. En la figura 11 podemos ver una representación gráfica del resultado obtenido utilizando este método para $\chi_{BR} = 2$.
- Operador de Cruce: Utilizaremos el operador de cruce en dos puntos (Eshelman *et al.*, 1989).
- Operador de Mutación: Utilizaremos nuevamente mutación uniforme bajo una probabilidad (ρ_m).

Figura 11. Alteraciones acotadas sobre el consecuente de una regla para $\chi_{BR} = 2$.

5. CONTROLADOR DIFUSO OBTENIDO

El método ha sido ejecutado haciendo uso de la siguiente configuración de parámetros:

- $N = 15$: Tamaño de la población (tanto para AG_{CE} como para AG_{BR}).
- $G = 25$: Número de generaciones a ejecutar el AG (tanto para AG_{CE} como para AG_{BR}).
- $It = 100$: Número de iteraciones del método en dos fases.
- $\chi_{CE} = 0,2$: Máxima modificación permitida de $Mejor_{CE}$ para la inicialización de la población (AG_{CE}).
- $\varphi_{CE} = 0,5$: Probabilidad de modificación de $Mejor_{CE_i}$ para la inicialización de la población (AG_{CE}).
- $\alpha = 0,25$: Parámetro del cruce $BLX - \alpha$ (AG_{CE}).
- $\chi_{BR} = 2$: Máxima modificación permitida de $Mejor_{BR}$ para la inicialización de la población (AG_{BR}).
- $\varphi_{BR} = 0,75$: Probabilidad de modificación de $Mejor_{BR_i}$ para la inicialización de la población (AG_{BR}).
- $\rho_m = 0,1$: Probabilidad de mutación (tanto para AG_{CE} como para AG_{BR}).

El controlador resultante, tiene como conjunto de etiquetas las mostradas en la figura 12, donde, puede verse de una manera aproximada, que el método ha inferido que no hay error angular cuando este es aproximadamente menor, en valor absoluto de 10° , y que no hay error lateral cuando este es aproximadamente menor de $0.5m$. Por otro lado, el volante se considera en el centro cuando su posición angular es menor de 108° (0.2×540), con lo que, en ese caso, seguramente se trate de que estamos conduciendo a lo largo de un tramo recto, donde los giros sobre el volante no deben ser muy altos. De manera análoga, se considera que, cuando el error angular es mayor en valor absoluto de 58° , o el lateral es mayor que $3.17 m$, el error es máximo.

Las tablas 1 a 7 muestran la base de reglas inferida por el método, cada una de ellas para un determinado valor de la variable de entrada Vol .

Figura 12. Conjuntos de etiquetas obtenidos para las entradas Ang (arriba), Lat (centro) y Vol (abajo).

Tabla 1. Base de Reglas para $Vol = Izq_3$.

Lat \ Ang	Der	NO	Izq
Der	Izq_{100}	Izq_{100}	NO
NO	Izq_{100}	Izq_{50}	Der_{50}
Izq	Izq_{50}	NO	Der_{75}

Tabla 2. Base de Reglas para $Vol = Der_3$.

Lat \ Ang	Der	NO	Izq
Der	NO	NO	Der_{75}
NO	Der_{50}	Der_{50}	Der_{75}
Izq	Der_{25}	Der_{100}	Der_{100}

Tabla 3. Base de Reglas para $Vol = Izq_2$.

Lat \ Ang	Der	NO	Izq
Der	Izq_{100}	Izq_{50}	Izq_{25}
NO	Izq_{75}	Izq_{25}	NO
Izq	Der_{25}	Der_{50}	Der_{75}

Tabla 4. Base de Reglas para $Vol = Der_2$.

Lat \ Ang	Der	NO	Izq
Der	Izq_{75}	NO	Der_{25}
NO	Izq_{25}	Der_{25}	Der_{75}
Izq	Izq_{25}	Der_{75}	Der_{100}

Tabla 5. Base de Reglas para $Vol = Izq_1$.

Lat \ Ang	Der	NO	Izq
Der	Izq_{100}	Izq_{25}	Izq_{50}
NO	Izq_{100}	NO	Der_{75}
Izq	Der_{50}	Der_{25}	Der_{100}

Tabla 6. Base de Reglas para $Vol = Der_1$.

Lat \ Ang	Der	NO	Izq
Der	Izq_{50}	Izq_{50}	Izq_{25}
NO	NO	NO	Der_{75}
Izq	Der_{50}	Der_{25}	Der_{100}

Tabla 7. Base de Reglas para $Vol = Centro$.

Lat \ Ang	Der	NO	Izq
Der	Izq_{50}	Izq_{50}	NO
NO	Izq_{25}	NO	Der_{25}
Izq	NO	Der_{25}	Der_{100}

6. EXPERIMENTACIÓN

Una vez obtenido el controlador, éste ha sido puesto a prueba en la Zona de Conducción haciendo uso de la misma ruta de referencia usada por el conductor humano. De igual forma, el control del volante se ha realizado para velocidades entre 15 y 25 km/h para tramos curvos y rectos, respectivamente. La ruta seguida por el controlador puede verse en la figura 13, representada junto a la línea de referencia. La figura 14 nos muestra los valores del error angular y lateral, así como la salida obtenida por el controlador. Por otra parte, simplemente observando el recorrido realizado y los valores de las variables, puede verse un buen seguimiento de la trayectoria cualitativamente. Cuantitativamente, la tabla 8 muestra los valores medios de los errores obtenidos a lo largo del recorrido, así como sus derivadas medias cuyos bajos valores nos dan una idea sobre la suavidad de la conducción en ambos casos. La tabla nos muestra resultados obtenidos por el controlador muy cercanos a los del conductor humano, incluso mejorando el error obtenido a lo largo de la trayectoria.

Tabla 8. Resultados comparativos entre el conductor humano y el controlador difuso a lo largo de la trayectoria.

	Ang	Lat	$\partial Ang / \partial t$	$\partial Lat / \partial t$
Humano	11.72	0.46	9.02	0.46
Controlador Difuso	8.87	0.40	8.32	0.40

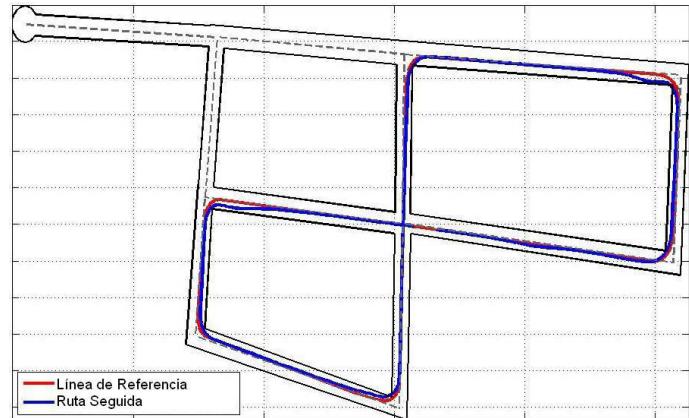


Figura 13. Recorrido realizado por el controlador difuso obtenido.

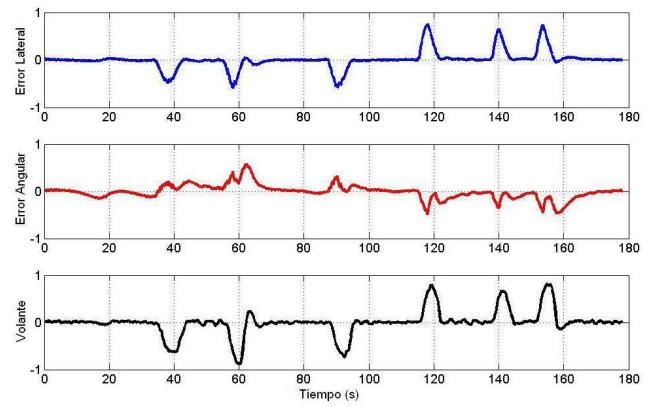


Figura 14. Valores de Entrada/Salida muestreados mientras el controlador difuso sigue la ruta de referencia.

7. CONCLUSIONES

En el presente trabajo se ha presentado un ajuste de controladores difusos para el manejo del volante de un vehículo real. El método se compone de dos etapas que se ejecutan independiente e iterativamente la una respecto a la otra, más una etapa de captura y procesamiento de datos previa.

En la etapa de captura y procesamiento se obtienen datos de las acciones realizadas por un operador humano mientras maneja el vehículo a lo largo de la trayectoria. Se ha aprovechado el conocimiento sobre conducción, añadiendo valores de salida para situaciones extremas no contempladas en el entrenamiento. Las otras dos fases tratan de ajustar, por separado, las etiquetas y base de reglas de un controlador difuso capaz de inferir las mismas salidas que el operador humano, ante una configuración de entradas similar. Ambas fases estarán representadas por sendos algoritmos genéticos que se ejecutan independientemente pero intercambiando datos entre sí. En este caso, cada algoritmo proveerá al otro del mejor individuo encontrado, para así lograr, la mejor relación Etiquetas-Reglas posible.

Una vez presentado el método de ajuste, se obtuvo un controlador capaz de, a partir de los valores de error lateral, angular y la posición actual del volante, fuera capaz de obtener salidas similares a las obtenidas en la fase de captura de información, con el aliciente extra de la suavidad en las acciones de control. El controlador fue puesto a prueba en el vehículo mostrando un comportamiento a la hora de seguir la trayectoria prefijada

incluso con menor error que el obtenido por el conductor humano, probando así, no sólo la eficacia y precisión del método, sino, también, la suavidad en sus acciones de control, llevando a cabo una conducción segura y confortable para los posibles ocupantes del vehículo.

Estos buenos resultados marcan un punto de partida en la aplicación de técnicas de Soft Computing a los Sistemas Inteligentes de Transporte. Futuras líneas de trabajo pasan por la prueba del controlador obtenido en situaciones diferentes, tales como para el seguimiento de trayectorias con curvas de diferentes radios de curvatura, o curvatura variable, así como pruebas a diferentes velocidades.

Por otra parte, el método de ajuste en dos fases ha mostrado su buen comportamiento en el modelado del sistema presentado; por lo que se tratará de aplicar esta línea de trabajo al control longitudinal del vehículo. Todo ello encaminado al objetivo final de obtener una conducción completamente autónoma, de una manera fiable y segura.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido realizado gracias a los proyectos: TRANSITO (Coordinación Local entre Vehículos e Infraestructuras), TRA 2008-06602-C03-01; ENVITE (Comunicación entre Vehículos e Infraestructuras de Transporte por Carretera incluyendo GNSS en Zonas Críticas), MFOM T7/2006; y MARTA (Movilidad y Automoción con Redes de Transporte Avanzadas), (CDTI, CENIT 2007).

REFERENCIAS

- Awawdeh, A. M. H., F. Espinosa and M. Mazo (2004). Non-linear trajectory generation and lateral control new algorithms to minimize platoon's oscillations. In: *Proc. American Control Conference the 2004*. Vol. 4. pp. 3345–3350.
- Driankov, M. (1993). *An Introduction to Fuzzy Control*. Springer-Verlag. Berlin.
- Eshelman, L. J. and J. D. Schaffer (1993). *Real Coded Genetic Algorithms and Interval Schemata*. Morgan Kaufmann. San Mateo.
- Eshelman, L.J., R.A. Caruana and J.D. Schaffer (1989). Biases in the crossover landscape. *Proceedings of the 3rd international conference on Genetic algorithms* pp. 10 – 19.
- Fritz, H. (1995). Autonomous lateral road vehicle guidance using neural network controllers. In: *European Control Conference*. pp. 285–290.
- García, R. and T. de Pedro (1998). Modeling a fuzzy coprocessor and its programming language. *Mathware and Soft Computing* **V(2-3)**, 167 – 174.
- García, R. and T. de Pedro (1999). First application of the orbex coprocessor: Control of unmanned vehicles. *Special issue on Selected papers of the First EUSFLAT Conference and 9th Spanish Congress on Fuzzy Logic and Technology* **VII(2-3)**, **Part B, Applications**, 265 – 273.
- Goldberg, D.E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. Addison Wesley. New York.
- Holland, J.H. (1975). *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. The University of Michigan Press.
- Ji, Jie, Yinong Li and Ling Zheng (2007). Self-adjusting fuzzy logic control for vehicle lateral control. In: *Proc. Fourth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery FSKD 2007*. Vol. 2. pp. 614–618.
- Jones, W. D. (2001). Keeping cars from crashing. *IEEE SPEC-TRUM* pp. 40–45.
- Mamdani, E. H. (1974). Applications of fuzzy algorithms for simple dynamic plant. *Proc. IEEE* **62(12)**, 1585 – 1588.
- Mencar, C. and A. M. Fanelli (2008). Interpretability constraints for fuzzy information granulation. *Information Sciences* **178**, 4585–4618.
- Milanés, V., J.E. Naranjo, C. González, J. Alonso, R. García and T. de Pedro (2008). Sistema de posicionamiento para vehículos autónomos. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial* **5(4)**, 36–41.
- Naranjo, J.E., C. González, J. Reviejo, R. García, T. de Pedro and M.A. Sotelo (2007). Using fuzzy logic in automated vehicle control. *IEEE Intelligent Systems* **22(1)**, 26 – 95.
- Netto, M., J. M. Blosseville, B. Lusetti and S. Mammar (2006). A new robust control system with optimized use of the lane detection data for vehicle full lateral control under strong curvatures. In: *Proc. IEEE Intelligent Transportation Systems Conference ITSC '06*. pp. 1382–1387.
- Parsons, R. and W.B. Zhang (1989). Program on advanced technology for the highway lateral guidance system requirements definition. In: *Int. Conf. Application of Advanced Technology in Transportation Engineering*, pp. 257–280.
- Sugeno, M. (1999). On stability of fuzzy systems expressed by fuzzy rules with singleton consequents. *IEEE Transactions Fuzzy Systems* **7**, 201 – 224.
- Takagi, T. and M. Sugeno (1985). Fuzzy identification of systems and its application to modelling and control. *IEEE Trans. on Syst. Man and Cybernetics* **SMC-15(1)**, 116 – 132.
- Tsugawa, S., M. Aoki, A. Hosaka and K. Seki (1996). A survey of present ivhs activities in japan. In: *13th Int. Federation of Automatic Control (IFAC) World Congress*. pp. 147–152.
- Tsugawa, S., T. Yatabe, T. Hirose and S. Matsumoto (1979). An automobile with artificial intelligence. *Proc. 6th Int. Joint Conf. Artificial Intelligence* pp. 893–895.
- Ulmer, B. (1992). Vita - an autonomous road vehicle (avr) for collision avoidance in traffic. In: *Intelligent Vehicles Conference*. pp. 26–41.
- Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control* **8**, 338–353.