



Citación: Jiménez, R., Avilés, O., Espinosa, F. y Gordillo, C. (2012). Controlador de Tráfico Inteligente con Prelación para Vehículos de Emergencia. En: *Ingeniería*, Vol. 17, No. 1, pág. 14 - 24.

Controlador de Tráfico Inteligente con Prelación para Vehículos de Emergencia

Intelligent Traffic Controller with Priority for Emergency Vehicles

Robinson

Jiménez Moreno

Ingeniero Electrónico, MSc.
Universidad Militar Nueva Granada
robinson.jimenez@unimilitar.edu.co

Oscar Fernando

Avilés Sánchez

Ingeniero Electrónico, Ph.D.
Universidad Militar Nueva Granada
oscar.aviles@unimilitar.edu.co

Fabio Andrés

Espinosa Valcárcel

Ingeniero Mecatrónico
Universidad Militar Nueva Granada
dntesfav@hotmail.com

Camilo Andrés

Gordillo Chaves

Ingeniero Mecatrónico
Universidad Militar Nueva Granada
camigordi@hotmail.com

Resumen

Este artículo presenta el desarrollo de un controlador de tráfico por lógica difusa, el cual mediante el análisis de secuencias de video y por medio de técnicas de procesamiento de imagen, es capaz de distinguir y gestionar de manera autónoma y centralizada el flujo vehicular en un grupo de intersecciones a fin de dar prelación en la vía a vehículos de emergencias. El sistema emplea un algoritmo de clasificación entrenado para detectar los vehículos presentes en una escena y un algoritmo de procesamiento de imagen que permite identificar si alguno de ellos corresponde o no, a un vehículo de emergencia. Usando la información proveniente de las secuencias de video adquiridas mediante cámaras CCD ubicadas en las intersecciones, el sistema selecciona la secuencia de acciones que prioricen el flujo vehicular dentro de la zona de control, y que permitan descongestionar las posibles vías de desplazamiento del vehículo de emergencia. Los resultados obtenidos muestran que el sistema es capaz de realizar la detección vehicular en tiempo real y que además permite adaptar rápida y eficientemente los cambios de flujo a fin de establecer una vía prioritaria.

Palabras clave: Control de tráfico, control difuso, detección vehicular, visión artificial.

Abstract

This paper describes the development of a traffic controller using fuzzy logic, combined with the analysis of video sequences through machine vision techniques. The controller is able to automatically manage the traffic flow in a set of intersections, giving priority to the traffic lights of roads where there are emergency vehicles waiting. The system uses a classification algorithm, which is trained in order to detect any vehicle the scene and an image processing algorithm that identifies emergency vehicles within the previously detected vehicles. Using the information of video sequences acquired with CCD cameras installed on the intersections, the system choose the sequence of actions that improves the traffic flow, so as to increase the mobility in the road where the emergency vehicle is detected. Results show that the system is able to detect vehicles in real time. Also, the system adapts in an efficient and fast way to the changes in traffic flow in order to establish a priority road for emergency vehicles.

Key words: Traffic control, machine vision, fuzzy control, vehicle detection.



Fecha recibido: Mayo 20/2012
Fecha modificado: Junio 3/2012
Fecha aceptado: Junio 8/2012



1. Introducción

Actualmente la ciudad de Bogotá no cuenta con un sistema autónomo que permita establecer la prelación de una vía, con el objetivo de mejorar la movilidad de los vehículos de emergencia. La concesión del paso para estos vehículos se realiza conforme a normas preestablecidas [1] que la mayoría de las veces no contemplan acciones propias del comportamiento subjetivo de los conductores ante la falta de un sistema de control autónomo y centralizado, generando efectos colaterales como congestión vehicular y accidentalidad vial [2]. Un caso representativo son los accidentes ocasionados por omisión de la señales de tránsito por parte de estos vehículos durante trayectos de urgencia, para el caso atravesar una vía con la luz de semaforización en rojo, donde los demás vehículos con derecho a cruce no alcanzan a detenerse a tiempo (ver por ejemplo [3]). En [4] y [5] se hace referencia a diferentes situaciones y estadísticas de accidentalidad vial que involucran vehículos de emergencia.

En Bogotá de acuerdo con [6] y [7] una de las principales causas del problema de movilidad son los controladores de tiempo fijo utilizados, los cuales no son capaces de administrar de forma efectiva el flujo en las vías ya que no consideran la cantidad de vehículos presentes y en menor medida el tipo de vehículo. Estos controladores operan en función a una configuración periódica basada en un análisis previo del flujo de tipo estadístico y que generalmente no reflejan las condiciones dinámicas reales del flujo vehicular.

En la actualidad se han desarrollado sistemas inteligentes para control de tráfico vehicular completamente autónomos, basados en la información recolectada por un conjunto de sensores del tipo inductivo, capacitivo, magnético y acústico, entre otros [8]. Sin embargo estos sistemas no permiten la identificación del tipo de vehículo que circula por la vía. En varias ciudades se cuenta con cámaras instaladas en la zona urbana para verificación del tráfico y en [9] se encuentra una aplicación en la que estas son utilizadas para control del mismo. En ninguno de los casos mencionados anteriormente, ni en trabajos similares, se hace gestión por medio de la red de cámaras para establecer la prelación de una vía al paso de un vehículo de emergencia.

Para ofrecer una posible solución a los problemas derivados de la movilidad actual de los vehículos de emergencia, en este trabajo se desarrolla un controlador dinámico autónomo que basado en la información recolectada por un conjunto de cámaras, es capaz de gestionar de forma centralizada y coordinada el estado de las luces de tránsito en función al paso de este tipo de vehículos.

Como principal aporte de este trabajo el controlador hace uso de un algoritmo de clasificación que le permite identificar de forma precisa los vehículos presentes en cada vía, y un algoritmo de procesamiento de imagen adicional que permite diferenciar los vehículos de emergencia. El sistema de control de tráfico se implementa por medio de un algoritmo difuso que con base a esta información conmuta el estado de las señales para priorizar las posibles vías en la trayectoria del vehículo de emergencia. Este controlador de tráfico está basado en una implementación anterior propuesta por [10], pero en la cual todos los vehículos tenían la misma importancia.

El artículo está compuesto por las siguientes secciones: en la Sección II se presenta una introducción a los conceptos asociados en el desarrollo del clasificador y el controlador. En la Sección III se reseña el desarrollo del clasificador y del controlador difuso. En la Sección IV se describe el escenario de pruebas y el análisis de resultados y en la Sección V se resumen las conclusiones obtenidas.

2. Conceptos y trabajo previo

Durante el desarrollo del controlador de tráfico inteligente para dar prelación a vehículos de emergencia, se consideraron dos componentes fundamentales: la detección vehicular y el controlador como tal. Los elementos conceptuales de estos dos componentes se presentan en las subsecciones 2.1 y 2.2 respectivamente.

2.1. Detección de objetos

La detección de objetos en imágenes se aborda desde dos técnicas principales: la primera por medio por procesamiento de fondo y cambios en la imagen (gradiente), mientras que la segunda emplea técnicas de aprendizaje computacional (clasificadores, redes neuronales, etc.). En la aplicación de la primer técnica a la detección vehicular, se analiza la diferencia entre un modelo (imagen o fondo sin el objeto), en este caso una vía vacía y una imagen con flujo vehicular, obteniendo así los cambios en la escena que se asocian a vehículos [10, 11]. Otra técnica basada en comparación de imágenes es el flujo óptico, en la que se identifican puntos característicos (bordes) en una imagen en un instante t y se buscan estos mismos puntos en la imagen $t+1$, obteniendo así vectores de desplazamiento que luego son interpretados como vehículos.

Respecto a las técnicas de aprendizaje computacional para detección en movimiento a nivel de carretera (*on-road*), se han utilizado clasificadores¹ con métodos como cascada (*boosting*²) de clasificadores mejorados de características *Haar*, comparación SIFT (Scale Invariant Feature Transform) y enfoques con redes neuronales [9].

En [12] y [13] se desarrolló un detector de vehículos *on-road* por medio de características *Haar* y *Boosting*, obteniendo para cada cual una precisión del 88.6% y 76% respectivamente. En [14] y [15] se presenta el método de estimación de fondo con un porcentaje de eficiencia superior al 90% en ambos casos. Por otro lado, en [16] se construyó un detector morfológico de bordes (SMED), el cual presenta mayor robustez a los cambios de iluminación, con una precisión del 95%.

2.2. Controladores de tráfico

Los controladores de tráfico se pueden categorizar en estáticos y dinámicos. Los estáticos siguen de forma permanente una secuencia de acciones previamente programada y los dinámicos hacen uso de algún método de adquisición para identificar el estado del flujo en las vías y controlarlo según su comportamiento cambiante [17].

El esquema del controlador opera sobre un grupo de fases, generando así el ciclo que dará pauta al patrón de movilidad. Para el caso una fase es una señal de tránsito que permite un flujo de movimientos no conflictivos entre sí. Por ejemplo en la Figura 1, una fase permite el flujo vehicular de occidente a oriente y viceversa, otra fase permite el flujo de norte a sur con giro a la izquierda, y otra desde el norte al oriente. De igual manera, una sucesión de fases que se repite continuamente, es considerada como un ciclo.

Un ciclo permite la movilidad de todos los vehículos en todas las direcciones permitidas de la intersección. La coordinación es la acción de programar el encendido de las

¹ Un clasificador se entiende como un operador (función) que usa las características de un conjunto de datos para identificar el grupo o clase a la que pertenecen.

² Boosting es un meta-algoritmo que pretende crear un clasificador fuerte mediante la adición de un conjunto de clasificadores débiles y una característica es considerada como una pieza de información relevante.

luces de tal forma que los vehículos puedan recorrer un trayecto con varias intersecciones a una velocidad constante y sin detenerse.

3. Sistema de control de tráfico para prelación de vía

Para desarrollar el esquema de control que permite dar prelación a un vehículo de emergencia, en cada intersección a controlar se establece un sistema de procesamiento encargado de adquirir las imágenes provenientes de cámaras capaces de captar todo el ancho de la vía de interés. Cuando alguno de los sistemas detecta un vehículo de emergencia, se comunica con los sistemas vecinos de la misma intersección a fin de conmutar o forzar la luz roja y a su vez comunicarse con controladores de las intersecciones vecinas para, por medio del controlador difuso, regular el tráfico de manera que se propicie una posible vía de evacuación para el vehículo de emergencia.

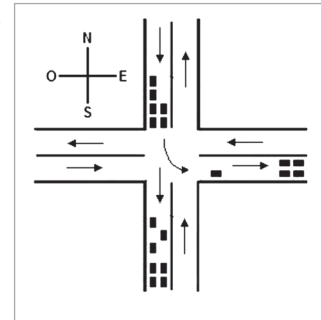


Figura 1. Fases posibles

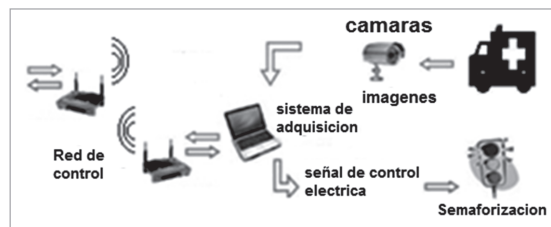


Figura 2. Diagrama físico de la solución propuesta

La Figura 2 establece la correspondencia del sistema implementado en la simulación, con la solución física. El desarrollo se establece en dos subsecciones, la primera en la que se describe el clasificador utilizado en la detección vehicular y la segunda, en la que se describe el controlador dinámico en términos difusos.

3.1. Algoritmo de detección vehicular

De las dos técnicas mencionadas en la Sección 2 para detección vehicular en una imagen, los clasificadores basados en características Haar, se destacan por su eficiencia y velocidad [18, 19, 20]. En [21, 22] se propone un método que consiste en una cascada de clasificadores mejorados (*boosted*) de características Haar. Este método está compuesto por dos etapas principales, una en donde se entrenan los clasificadores por medio del algoritmo *Adaboost* y otra donde se implementa y adapta la cascada de clasificadores a las necesidades propias del tipo de objeto a identificar y al contexto donde se presentan estos objetos. A continuación se describe el funcionamiento de la etapa de entrenamiento.

El algoritmo de entrenamiento *Adaboost*, se dedica a crear combinaciones lineales de clasificadores débiles, generando así clasificadores fuertes. Cada clasificador débil (h_j) evalúa una característica Haar (j) sobre una imagen (x) y a partir de la comparación del valor de esta evaluación con respecto a un umbral (ϕ, j), determina si esta característica representa eficazmente al objeto de interés. Cada clasificador débil está dado por la Ecuación (1).

$$h_j(x) = \begin{cases} 1; & f_j(x) < \theta_j \\ 0; & f_j(x) \geq \theta_j \end{cases} \quad (1)$$

Para determinar el mejor umbral θ_j , *Adaboost* realiza un proceso iterativo de búsqueda lineal, donde el valor de θ_j se varía hasta encontrar el menor error de clasificación (ϵ, j), maximizando el margen entre un conjunto de ejemplos positivos y negativos (x_j, y_j) , siendo $y_j=1$ ó $y_j=0$ respectivamente. Este error de clasificación está dado por la Ecuación (2).

$$\epsilon_j = \sum_i w_i |h_j(x_j) - y_j| \quad (2)$$

El término w_i en la Ecuación (2) representa el peso que se le otorga a los ejemplos después de cada clasificación, este valor se incrementa para aquellos casos bien clasificados, lo que permite que en iteraciones futuras se le preste más atención a dichos ejemplos [21, 20]. De esta forma *Adaboost* no solo encuentra el mejor umbral para cada clasificador, sino que además encuentra los mejores clasificadores, y con estos crea una combinación la cual es capaz de realizar discriminaciones más acertadas. Estas combinaciones reciben el nombre de clasificadores fuertes h y están dados por la Ecuación (3).

$$h(x) = \begin{cases} 1 & \sum_{T=1}^T \alpha_t h_t(x) \geq \sum_{T=1}^T \alpha_t \\ 0 & \sum_{T=1}^T \alpha_t h_t(x) < \sum_{T=1}^T \alpha_t \end{cases} \quad (3)$$

En [22] se expone el método de entrenamiento del clasificador, el cual es adoptado y desarrollado más adelante y considerando las características dadas por [21, 22]. Para enfocarlo a la detección vehicular se estableció un conjunto de videos de donde se extrajeron imágenes en las que se encuentran ejemplos positivos, que representan a aquellos donde hay vehículos y ejemplos negativos que corresponde a aquellos que no son vehículos pero que pueden presentarse en la escena de búsqueda como por ejemplo calles vacías, peatones, motos, bicicletas y vehículos de tracción animal. Estos videos fueron realizados en las calles de Bogotá, además se complementaron con bases de datos de Google, CALTECH, CMU, TU Darmstadt, UIUC, VOC2005 y TU GRAZ. La Tabla I ilustra una relación de las imágenes utilizadas.

Para evaluar el desempeño de los algoritmos, se utiliza el modelo de matriz de confusión en que se consideran los casos de detección del tipo verdadero positivo, correspondiente a la detección de un vehículo y falsos positivos en los que el clasificador establece un objeto en la imagen como vehículo, sin serlo. La caracterización del vehículo a detectar, para que sea clasificado como verdadero positivo, se establece como un automóvil de vista frontal o frontal superior y una rotación respecto a su eje vertical de máximo 30%.

Para el establecimiento del clasificador final se debe determinar el tamaño de los patrones de entrenamiento, tipo de características *Haar* a utilizar, tipo de clasificador débil, uso o no de simetría vertical y la relación mínima entre el conjunto de entrenamiento de ejemplos positivos y negativos. El tamaño de los patrones de entrenamiento influye sobre el comportamiento de la cascada. Empíricamente se encontró que el mejor desempeño para este parámetro es el de 18x18 pixeles sobre otros tamaños como 20x18, 32x32 y 24x24, presentando un porcentaje de vehículos detectados del 83%, sobre valores de alrededor de 74% para los demás.

En [22] se plantea el entrenamiento del clasificador con el conjunto de características *Haar* básico y en [23] con el conjunto extendido, al validar ambos métodos se obtuvo que el

Tabla I. Conjunto de imágenes utilizado

Tipo de conjunto	Total de Imágenes positivas	negativas	Núm. Vehículos en los ejemplos positivos
Entrenamiento	6364	8131	10050
Prueba	152	0	586

conjunto extendido presenta una reducción en la presencia de falsos positivos de hasta el 71% respecto al conjunto básico. Nótese que los vehículos en su mayoría poseen lo que se denomina simetría vertical, es decir en función a un eje central la mitad izquierda es igual a la derecha pero reflejada, como se ilustra en la Figura 3. Se validó el entrenamiento del clasificador asumiendo dicha característica obteniendo una mejora del 6.3% en la tasa de aciertos, frente al entrenamiento sin simetría; así mismo presentó una reducción del 2.4% en la tasa de falsos positivos.



Figura 3. Simetría vertical vehicular

La estructura final de las características de entrenamiento para el clasificador, respecto a los parámetros más incidentes que permiten obtener el porcentaje de detección más alto y respuesta en tiempo real, para la detección vehicular, se resumen en la Tabla II. En la Figura 4 se observa el clasificador en acción, detectando todos los vehículos del tamaño mínimo establecido, presentes en la vía.

Parámetro de entrenamiento	Valor del parámetro
Tamaño patrón de entrada	18x18 y 20x20
Tipo de clasificador débil	CART2 ³
Set de características	extendido
Simetría vertical	si
Relación entre conjuntos de entrenamiento	1:2 (positivo: negativo)

4. Resultado del clasificador

Para la detección del vehículo de emergencia se definieron como factores característicos colores representativos y presencia de sirena. Para el caso del color, se realizó un filtrado por blanco y rojo. Dado que el clasificador entrega la ubicación de los píxeles de cada vehículo en la imagen, se escoge esta como la región de interés (ROI) a analizar. A dicha ROI se le calcula de las componentes R, G y B, el porcentaje de color blanco y rojo, si para cualquiera de los dos casos el porcentaje es superior al 50% se identifica positivamente.

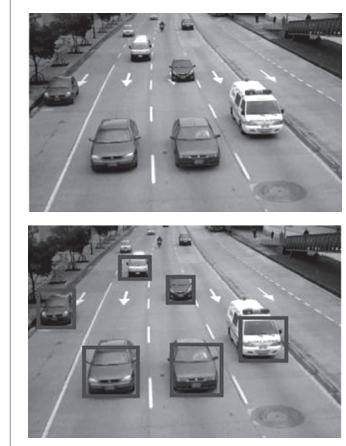


Figura 4. Resultado del clasificador

Para el caso de la sirena se realizó un filtrado de detección de contornos para verificar su ubicación en la parte superior del vehículo. A las imágenes identificadas mediante el criterio anterior de color, se realiza una transformación a escala de grises, donde después de una umbralización adaptativa se aplica el algoritmo de Canny [24], para la detección de contornos. En la Figura 5 se puede apreciar el contorno generado para varios tipos de vehículos de emergencia, donde se evidencia la sirena como un área o contorno cerrado en la parte superior del vehículo.

La Figura 6 muestra el resultado general de aplicar el clasificador y seguidamente el procesamiento de imágenes para selección de vehículos de emergencia. El desempeño alcanzado para la detección de este tipo de vehículos alcanza una tasa de 94,3% en un total de 151 vehículos evaluados, como se aprecia en la Tabla III.

³ CART2 es una denominación dada a la variación de la estructura básica de entrenamiento del Adaboost, en donde cada clasificador débil no evalúa una única característica sino dos. Generalmente se usa esta estructura para reducir el porcentaje de falsos positivos en la detección.

3.2. Controlador difuso

Para establecer la prelación de la vía, se emplean los dos tipos de controladores a fin de conmutar la acción de control de tráfico, dependiendo de si un vehículo de emergencia es detectado o no. Cuando no hay presencia del vehículo opera el controlador de tiempos fijos, el cual obedecerá a la planeación estadística programada por la central de tránsito y que corresponde a la operación convencional de estos. El controlador difuso entrará en operación si se detecta algún vehículo de emergencia y si la distancia de este a la intersección a controlar no supera un umbral de 3 intersecciones, con el fin de no afectar vías que no estén en la posible ruta del mismo.

En la Figura 7 se establecen las posibles rutas que se contempló puede tomar el vehículo de emergencia. Por ejemplo si se desplaza de norte a sur, podrá seguir de frente, girar en sentido norte a oriente o de norte a occidente.

El controlador desarrollado se basa en el modelo presentado por Lee et al. [25] el cual evalúa las variables relacionadas con la intersección controlada, considerando al mismo tiempo a aquellas relacionadas con el flujo vehicular en las intersecciones vecinas. El controlador consta de tres módulos de decisión difusa mostrados en la Figura 8. El módulo ‘siguiente fase’ se encarga de evaluar el nivel de urgencia de cada una de las fases que no se encuentran activas, el módulo ‘observación’ se encarga de estudiar la distancia y trayectoria del vehículo de emergencia para forzar la fase más conveniente que evacue la vía, y el módulo ‘decisión’ determina si la fase activa en la intersección debe cambiarse por aquella con el mayor grado de conveniencia o permanece en una conmutación de fases que permita la movilidad en toda la intersección.

3.2.1. Módulo siguiente fase

Este módulo se encarga de establecer el nivel de urgencia de la fase actual, para decidir si seguir en dicha fase o pasar a la siguiente. Para lograr esto, el controlador de

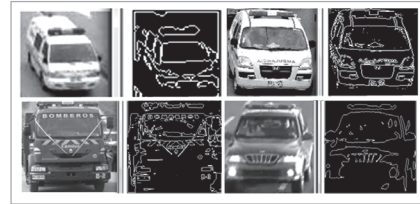


Figura 5. Contornos generados para vehículos de emergencia



Figura 6. Resultado de la clasificación y procesamiento de imagen

Tabla III. Matriz de confusión detección vehicular

Detección de Veh. Emergencia		PREDECIDO	
		POSITIVO	NEGATIVO
REAL	FALSO	3	2
	VERDADERO	33	113
Sensibilidad		94,28571429	
Especificidad		97,4137931	
Precisión		91,66666667	

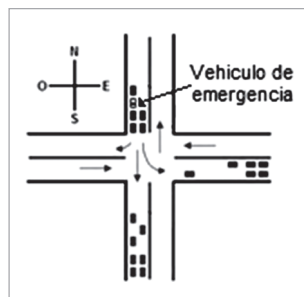


Figura 7. Rutas posibles de desplazamiento

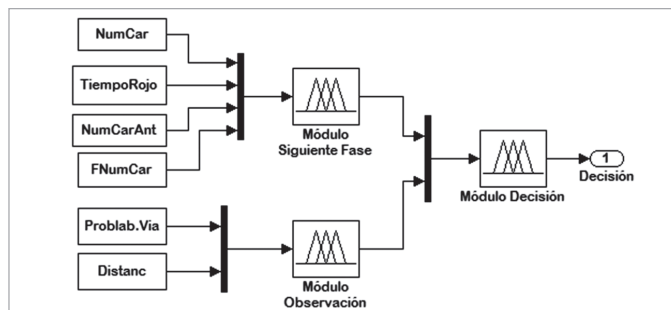


Figura 8. Diagrama esquemático del controlador

cada semáforo de la intersección evalúa la urgencia del flujo de la vía que controla, teniendo en cuenta las fases siguientes relacionadas con él. Por ejemplo el nivel de urgencia de la fase norte-sur y norte-este mostrada en la Figura 9, depende de la cantidad de vehículos por evacuar en esta vía y de los represados en las vías en las que evacua.

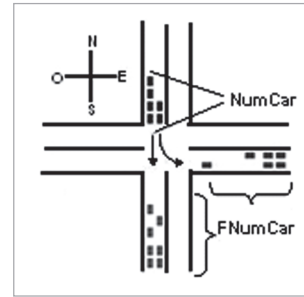


Figura 9. Situación de ejemplo

Para obtener el nivel de urgencia de cada fase se evalúan cuatro variables: *NumCar* es el número de vehículos esperando por la señal en verde, en la Figura 9 se ven representados en la vía norte; *TiempoRojo* representa el número de periodos que lleva desactivada la fase evaluada; *NumCarAnt* es una estimación de la cantidad de vehículos que podrían arribar a la línea provenientes de las intersecciones anteriores a esta; y *FNumCar* es el número de vehículos en las siguiente vía, para el flujo norte-sur en la Figura 9 esta variable está representada por los vehículos presentes en la vía sur. De esta manera, las variables *NumCar* y *TiempoRojo* reflejan el estado del tránsito de manera local, mientras que las variables *NumCarAnt* y *FNumCar* le permiten al controlador coordinarse con sus intersecciones vecinas.

La Figura 10 muestra los conjuntos difusos del módulo siguiente fase y en la Tabla IV se presentan algunas de las reglas de control del mismo. Por ejemplo, R2 señala que si la cantidad de vehículos esperando cruzar es **Alta** ($NumCar = A$), el numero de periodos en que la fase analizada ha estado desactiva es **Alto** ($TiempoRojo = A$) y la cantidad de vehículos esperando en la siguiente vía es **Baja** ($FNumCar = B$), si importar el número de vehículos que vengan que puedan llegar a esta vía ($NumCarAnt$) la urgencia de dicha fase será **Muy Alta** ($Urgencia = MA$).

Tabla IV. Algunas reglas del módulo siguiente fase

	NumCar	TiempoRojo	NumCarAnt	FNumCar	Urgencia
R1	C	-	C	B	B
R2	A	A	-	B	MA
R3	A	B	-	-	B
R4	M	B	MA	MA	A
...

3.2.2. Módulo observación

Este módulo se encarga de evaluar las condiciones de tránsito en la intersección y determina que tan oportuno resultaría forzar la fase correspondiente, a evacuar la vía por donde se desplaza el vehículo de emergencia. El módulo tiene dos entradas: *Probabl.Via* la cual indica que tan probable es que el vehículo tome esta vía, mientras que *Distanc* representa que tan lejos está el vehículo de dicha intersección; la salida del módulo se denomina *Stop* e indica si es necesario o no establecer la fase que evacua la vía por donde viene el vehículo. La Figura 11 muestra el conjunto difuso de la variable *Stop*.

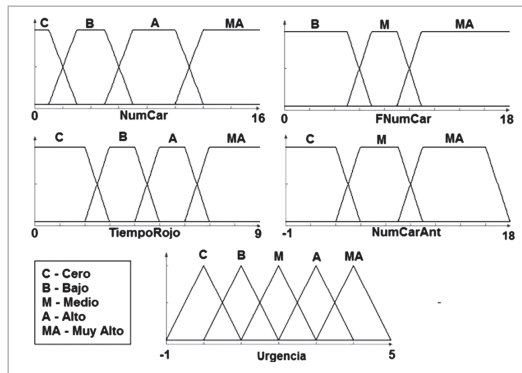


Figura 10. Conjuntos difusos para las variables del Módulo Siguiente fase

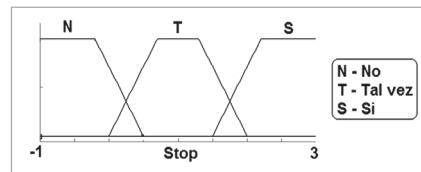


Figura 11. Conjunto difuso para el modulo observación

En la Tabla V se presentan algunas reglas de este módulo. Por ejemplo R4 indica que si la probabilidad de que el vehículo venga hacia esta

intersección es *Alta* ($Probabl.Via = A$) y la distancia también lo es ($Distanc = A$), entonces la fase actual deberá detenerse ($Stop = Si$) y asignarse la que de prelación a la vía donde viene.

3.2.3. Módulo decisión

Este módulo decide si cambiar o no la fase activa. Las entradas de este módulo son las salidas de los módulos '*siguiente fase*' y '*observación*' denominadas *Urgencia* y *Stop* y su salida se denomina *Decisión*. El módulo cambia la fase activa a aquella que es candidata siempre y cuando el resultado de la defusificación esté por encima de un umbral establecido y no se deba dar prelación a la vía donde viene el vehículo de emergencia.

La Tabla VI muestra algunas de las reglas de este módulo. La primera regla indica que aunque la fase candidata este un poco congestionada ($Urgencia = M$), si el nivel de Stop del módulo de observación es bajo ($Stop = N$) entonces se mantendrá la misma fase ($Decisión = N$, no hay cambios). El conjunto difuso de las variables *Urgencia* y *Stop* son los presentados en los módulos *siguiente fase* y *observación* respectivamente, mientras que el conjunto difuso de la variable *Decisión* se muestra en la Figura 12.

Tabla V. Algunas reglas del módulo observación

	Probabl.Via	Distanc	Stop
R1	C	-	Y
R2	A	C	N
R3	B	B	M
R4	A	A	Y
...

Tabla VI. AAlgunas reglas del módulo decisión

	Urgencia	Stop	Decisión
R1	M	N	N
R2	A	M	Y
R3	MA	N	Y
R4	B	N	N

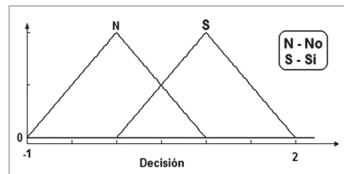


Figura 12. Conjunto difuso de la variable Decisión

4. Análisis de resultados

El entorno de prueba se ejecutó en un equipo de cómputo con procesador Intel dual core de 2.4Ghz, 4GB de memoria RAM. Para validar el desempeño del sistema bajo la interacción de varias intersecciones, se implementó un escenario de pruebas usando videos artificiales que simulan el flujo vehicular sobre una vía de forma aleatoria. Se utilizó MATLAB 2010b tanto para el desarrollo de los videos, el procesamiento de imagen y para implementar el controlador difuso. Bajo este esquema los algoritmos desarrollados se ejecutaron a una velocidad de 27 cuadros por segundo. La Figura 13(a) refleja la detección de un vehículo de emergencia en uno de los videos. La Figura 13(b) muestra el escenario de pruebas, el cual incluye 4 intersecciones simples de doble sentido, por lo que en total se ejecutaron 16 videos representando a cada vía de interés.

Para comparar el desempeño del sistema desarrollado se realiza una validación respecto al desplazamiento de un vehículo de emergencia con controladores de tiempos fijos únicamente y para el sistema de control difuso, man-

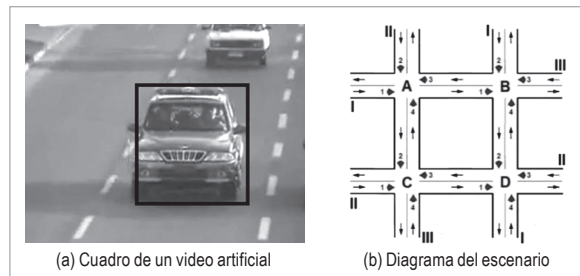


Figura 13. Escenario de pruebas.

teniendo las mismas condiciones de tráfico. Para esto se establecieron 5 tipos de planes de tráfico vehicular, en los que se varía la congestión. Como se observa en la Figura 13(b), cada acceso de vía fue asignada a una categoría (I, II y III), la cual simplemente corresponde a una clasificación creada para controlar el flujo de la simulación. En la Tabla VII se observa la configuración de



cada uno de los planes, en los que se introduce un vehículo de emergencia de forma aleatoria en alguno de los accesos al grupo de intersecciones.

La Figura 14 muestra como la relación temporal en el desplazamiento del vehículo de emergencia de un punto a otro en el sistema varía, siendo menor en un promedio de 14,2% en el caso del sistema difuso. Se evidencia que el controlador difuso es más eficiente a medida que se presenta mayor tráfico, como se observa en el caso del plan P4, lo cual era de esperarse dado que el módulo de observación mantiene el estado de evacuación de la vía del vehículo de emergencia en relación a la cercanía del mismo, sosteniendo la fase debido al aumento la cantidad de flujo vehicular en la vía, mientras el vehículo no supere o pase dicha intersección.

Para el caso de bajo flujo vehicular (plan P1), el rendimiento de ambos controladores es muy cercano, dado que al sobrepasar rápidamente el vehículo cada intersección, se entrega de nuevo el control al esquema de tiempos fijos de forma tal que la acción de controlador difuso termina siendo muy puntual, generando la mejora encontrada al afectar principalmente las intersecciones vecinas.

Tabla VII. Plan de pruebas realizadas

	TIPO I	TIPO II	TIPO III
P1	Baja	Baja	Media
P2	Media	Alta	Baja
P3	Baja	Media	Alta
P4	Muy Alta	Muy Alta	Baja
P5	Muy Alta	Media	Alta

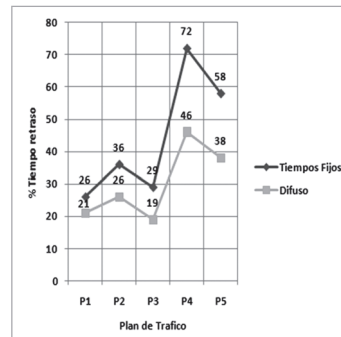


Figura 14. Gráfica comparativa entre los tiempos de desplazamiento provocados por cada controlador.

5. Conclusiones

Dado el elevado nivel de verdaderos positivos, en la detección de ambulancias observado en la tabla III, y los cortos tiempos de respuesta que utiliza el algoritmo final, cercanos a los 27 cuadros por segundo, es posible concluir que se obtiene un sistema de identificación vehicular robusto. Y dado que el conjunto de imágenes consideraba casos a diferentes horas del día, también es robusto frente a algunos tipos de ruido como variaciones moderadas de luminosidad, sombras y reflejos en suelo por lluvia, entre otros.

Los resultados obtenidos respecto a los tiempos de retraso, demuestran que el desempeño del controlador propuesto supera de forma considerable a los controladores de tiempo fijo y que es posible en diferentes condiciones de flujo vehicular, establecer una relación de vía parcial para el paso de un vehículo de emergencia.

Como trabajo futuro se debe contemplar mejorar la capacidad de reconocimiento del clasificador para vehículos de emergencia de carácter privado, principalmente ambulancias, que no utilizan el esquema típico de color que se consideró en este estudio. Este obstáculo (esquema de colores atípicos) podría solventarse mediante la el reconocimiento del letrero frontal que toda ambulancia debe exhibir.

Finalmente se puede resaltar que el esquema propuesto ofrece una ventaja adicional sobre las causas de accidentalidad mencionadas en la introducción y en las que se ven envueltos los vehículos de emergencia, puesto que restringe el flujo en las direcciones contrapuestas a las del vehículo, evitando así por ejemplo, posibles colisiones por paso de semáforos en rojo.

Referencias bibliográficas

- [1] Proyecto de acuerdo 321 de 2006, disponible en <http://www.alcaldiabogota.gov.co/sisjur/normas/Norma1.jsp?i=21419>. Fecha de consulta: Junio de 2012.
- [2] María Vásquez, ¿Qué tanta prelación tienen las ambulancias y hasta dónde llega su responsabilidad?, disponible en <http://m.eltiempo.com/motor/que-tanta-relacion-tienen-las-ambulancias-y-hasta-donde-llega-su-responsabilidad/7891285/home>, Fecha de consulta: Junio de 2012.
- [3] Un muerto y seis heridos deja accidente entre ambulancia y un bus de Transmilenio, disponible en <http://www.caracol.com.co/noticias/judicial/un-muerto-y-seis-heridos-deja-accidente-entre-ambulancia-y-un-bus-de-transmilenio/20050430/nota/169646.aspx>, Fecha de consulta: Junio de 2012.
- [4] A. Serrano Moraza, J.I. Garrote Moreno, J. Aparicio Santos, Análisis y prevención de accidentes de ambulancia, Medicina de Emergencia Basada en Evidencia (MEBE), disponible en <http://www.mebe.org>, Fecha de consulta: Junio de 2012.
- [5] United States fire administration, Emergency Vehicle Driver Training, disponible en <http://www.usfa.fema.gov/downloads/pdf/publications/fa-110.pdf>, Fecha de consulta: Junio de 2012.
- [6] Joya, J., Implementación de un sistema de simulación para el control del tráfico automotor, Universidad el Bosque, Bogotá, 2007.
- [7] Robles, D.; Nañez, P.; Quijano, N., "Control y simulación de tráfico urbano en Colombia: Estado del arte", Revista de ingeniería #29, Universidad de los Andes, Bogotá, Colombia, 2009, ISSN: 0121-4993.
- [8] Wiering, M.; Van Veenen, J.; Vreeken, J.; Koopman, A., "Intelligent Traffic Light Control. Institute of Information and Computing Sciences", Utrecht University, 2004.
- [9] Bernal, S., Control del tráfico en Santomera, disponible en <http://www.miperiodicodigital.com/edicion2010/articulo.php?id=8327>, Fecha de consulta: Junio de 2012.
- [10] Espinosa, F.; Gordillo, C.; Jimenez, R.; Aviles, O., "Dynamic traffic light controller using machine vision and optimization algorithms," Engineering Applications (WEA), 2012 Workshop on , vol., no., pp.1-6, 2-4 May 2012
- [11] Klein, L., Sensor Technologies for ITS, Utah, 2002.
- [12] Mimbela, L.; Klein, L., Summary of Vehicle Detection and Surveillance Technologies used in Intelligent Transportation Systems. Federal Highway Administration s (FHWA) Intelligent Transportation Systems Joint Program Office, November, 2000
- [13] Choi, J., "Realtime On-Road Vehicle Detection with Optical Flows and Haar-like feature detector", Department of Computer Science University of Illinois at Urbana-Champaign, Junio, 2006.
- [14] Han, S.; Han, Y.; Hahn, H., "Vehicle Detection Method using Haar-like Feature on Real Time System", World Academy of Science, Engineering and Technology, vol. 59, 2009
- [15] Higashikubo, M.; Toshio, H.; Kouhei, T., "Traffic Queue Length Measurement Using an Image Processing Sensor", Universal Traffic Management Society of Japan, 2004.
- [16] Michalopoulos, P.G., "Vehicle detection video through image processing: the Autoscope system," Vehicular Technology, IEEE Transactions on , vol.40, no.1, pp.21-29, Feb 1991
- [17] Fathy, M.; Siyal, M.Y., "Real-time image processing approach to measure traffic queue parameters," Vision, Image and Signal Processing, IEE Proceedings - , vol.142, no.5, pp.297-303, Oct 1995
- [18] Kok, K.; Marzuki, K.; Rubiyah, Y., "Intelligent traffic lights control by Fuzzy Logic", Artificial Intelligence Center, Universiti Teknologi Malaysia, Malaysian Journal of Computer Science, Vol. 9, No. 2, Diciembre 1996, pp. 29-35.
- [19] Rainer, L.; Kuranov, A.; Vadim, P., "Empirical Analysis of Detection Cascades of Boosted Classifiers for Rapid Object Detection", MRL Technical Report, Diciembre, 2002
- [20] Szeliski, R. (2009). Computer vision: Algorithms and applications, Springer, November, 2010, ISBN-10: 1848829345
- [21] Weber, B., "Generic Object Detection using AdaBoost", Department of Computer Science University of California, Santa Cruz, 2006.
- [22] Viola, P.; Jones, M., "Rapid object detection using a boosted cascade of simple features," Computer Vision and Pattern Recognition, 2001. CVPR 2001. Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on , vol.1, no., pp. I-511- I-518 vol.1, 2001
- [23] Papageorgiou, C.P.; Oren, M.; Poggio, T., "A general framework for object detection," Computer Vision, 1998. Sixth International Conference on , vol., no., pp.555-562, 4-7 Jan 1998
- [24] Lienhart, R.; Maydt, J., "An extended set of Haar-like features for rapid object detection," Image Processing. 2002. Proceedings. 2002 International Conference on , vol.1, no., pp. I-900- I-903 vol.1, 2002
- [25] Canny, J., "A Computational Approach to Edge Detection," Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on , vol.PAMI-8, no.6, pp.679-698, Nov. 1986
- [26] Jee-Hyong Lee; Hyung Lee-Kwang, "Distributed and cooperative fuzzy controllers for traffic intersections group," Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, IEEE Transactions on , vol.29, no.2, pp.263-271, May 1999

Robinson Jiménez Moreno

Ingeniero Electrónico de la Universidad Distrital Francisco José de Caldas. Obtuvo su título de Maestría en Automatización industrial en la Universidad Nacional de Colombia sede Bogotá. Actualmente se desempeña como profesor en el área de Microcontroladores en la Universidad Militar Nueva Granada de Bogotá, Colombia, y pertenece como investigador al grupo GAV donde realiza estudios sobre inteligencia Artificial, Visión de Máquina, Sistemas embebidos y aplicaciones Virtuales.

Oscar Fernando Avilés Sánchez

Ingeniero Electrónico de la Universidad Antonio Nariño de Bogotá, Colombia. Obtuvo su título de Maestría en Sistemas Automáticos de producción en la Universidad Tecnológica de Pereira, Colombia. Obtuvo su PhD en la Universidad Estatal de Campinas, Brasil. Actualmente se desempeña como Director del programa de ingeniería en Mecatrónica en la Universidad Militar Nueva Granada de Bogotá, Colombia, y pertenece como líder investigador al grupo DAVINCI donde realiza estudios sobre Biomecatrónica.

Fabio Espinosa Valcarcel

Ingeniero en Mecatrónica de la Universidad Militar Nueva Granada de Bogotá, Colombia.

Camilo Gordillo Chaves

Ingeniero en Mecatrónica de la Universidad Militar Nueva Granada de Bogotá, Colombia.