

## Laser Scanner Como Sistema de Detección de Entornos Viales

F. García\*, F. Jiménez\*\*, J.E. Naranjo\*\*\*, J.G. Zato\*\*\*, F. Aparicio\*\*, A. de la Escalera\*.

\* Universidad Carlos III de Madrid. Laboratorio de Sistemas Inteligentes.  
Avda. de La Universidad 30, 28911 Leganés (Madrid). Spain ( e-mail: {fegarcia, armingol, escalera}@ing.uc3m.es )

\*\* Universidad Politécnica de Madrid. INSIA. Carretera de Valencia, km.7, 28031 Madrid. Spain. ( e-mail: { felipe.jimenez ,secdirl.insia}@upm.es)

\*\*\* Universidad Politécnica de Madrid. E.U. de Informática. Carretera de Valencia, km.7, 28031 Madrid. Spain. (e-mail: { jnaranjo, jzato }@eui.upm.es)

Resumen: Los últimos avances en seguridad vial, con sistemas cada vez más complejos, requieren de los más modernos sistemas de adquisición de información. La naturaleza misma del problema requiere sensores capaces de proveer información fiable para tareas complejas y exigentes. Los escáneres láser (LIDAR) han demostrado ser una familia de sensores altamente fiable, por lo que durante los últimos años los esfuerzos dedicados a investigar posibles aplicaciones viales han ido en aumento. De esta forma, es cada vez más frecuente observar sistemas de ayuda a la conducción (ADAS) con este tipo de dispositivos que proveen de información del entorno necesaria para realizar tareas complejas como detección y predicción de situaciones peligrosas. En el presente trabajo, dos sistemas LIDAR han sido probados para comprobar sus capacidades reales en entornos viales. En segundo término, se propone una aplicación que hace uso de las capacidades de dichos sensores para la detección y clasificación de obstáculos en entornos viarios. Copyright (c) 2011 CEA.

Palabras Clave: sensores, procesamiento de señales, sistemas reales, vehículos, algoritmos de detección.

### 1. INTRODUCCIÓN

Los últimos avances en seguridad vial hacen uso de las más avanzadas tecnologías de la información para detectar e incluso prever las situaciones potencialmente peligrosas y avisar al conductor con suficiente antelación para ser evitadas e, incluso, en algunas aplicaciones tomar control del vehículo para evitarlas. Estos recientes avances requieren de los más fiables y robustos sistemas de sensores y adquisición para poder conocer el entorno que rodea al automóvil y prever sus movimientos.

Los sistemas de escáneres láser o LIDARs han probado ser una herramienta fiable y robusta para este tipo de aplicaciones. Sin embargo la limitada información que provee hace que sea necesaria una compleja etapa de procesado para poder identificar los obstáculos que rodean al vehículo. Esta limitada información se debe a que, por lo general, solo ofrece información en 2D y con un número limitado de puntos de detección debido a una resolución angular baja. Los mejores sistemas de este tipo llegan a ofrecer hasta cuatro capas de detección, pero de nuevo, este tipo de sistemas sigue proveyendo resolución limitada, siendo, además, extremadamente sensible a oclusiones. Pese a estas limitaciones durante los últimos años, numerosos estudios han probado la viabilidad de estos sistemas en aplicaciones relacionadas con automóviles. En este ámbito tiene especial relevancia la competición de vehículos autónomos promocionada por la agencia de investigaciones avanzadas del ejército americano DARPA, en 2003, 2005 y 2007. Una de las principales conclusiones de estas competiciones ha sido la importancia de este tipo de sistemas sensores para aplicaciones viales.

En el presente trabajo se presenta un novedoso algoritmo de detección de obstáculos viales, especialmente automóviles,

basado en sistemas LIDAR. Además se realizará un análisis comparativo de dos modelos de sensores LIDAR con características muy diferentes, haciendo especial énfasis en aquellas relacionadas con las capacidades de estos sistemas de cara a aplicaciones viales. Se expondrán los diferentes resultados obtenidos.

#### 1.1 Estructura del Documento

En el apartado dos, se presenta el estado del arte de la detección mediante escáner láser. En el apartado tercero se expone el propósito del presente trabajo con la metodología a seguir. En el punto cuarto se presentarán los resultados del test realizado a dos sistemas de sensores diferentes. El quinto punto describirá un sistema de detección de entornos viarios y dará resultados del mismo. Finalmente el punto sexto expondrá conclusiones y trabajos futuros que permitan profundizar aún más en la materia tratada en este trabajo.

### 2. ESTADO DEL ARTE

Durante los últimos años, numerosos trabajos han buscado dar respuesta a las exigencias de las aplicaciones diseñadas para entornos viales proveyendo de sensores robustos y fiables. (Fanping *et al.*, 2005), (Gandhi y Trivedi., 2007), (Langheim *et al.*, 2001) y (Gavrila *et al.*, 2001). Las competiciones propuestas por la DARPA, especialmente la Urban Challenge han demostrado que los sensores LIDAR son una fuente de información a tener en cuenta para este tipo de aplicaciones (Montemerlo *et al.*, 2008), (Urmson *et al.*, 2008), (Kammel *et al.*, 2008) y (Broggi *et al.*, 2008a).

La utilidad de los sensores LIDAR en aplicaciones viales cubren muy diferentes ámbitos de la seguridad vial y no están limitadas a aplicaciones directamente ligadas con la seguridad. También es

frecuente encontrar estos sensores en aplicaciones relacionadas con mapeados de entornos (Mapping), para la reconstrucción de los escenarios viales ya sea en 3D como en 2D, cada uno de ellos con sus correspondientes ventajas e inconvenientes. Las aplicaciones 3D tienen la principal limitación del gran volumen de información a manejar, lo que conlleva tareas con gran coste computacional, principalmente cuando se trata de algoritmos de reconocimiento de patrones (Rabbani y van den Heuvel, 2005) y (Ahn *et al.*, 2003). Una alternativa para sistemas de 3D es el empleo de algoritmos de celdas de ocupación, pero estos sistemas tienen mayor dificultad en cuanto a la clasificación de obstáculos debido a que están orientadas a la búsqueda de zonas libres de obstáculos, más que al reconocimiento de los mismos (Montemerlo *et al.*, 2008), (Urmson *et al.*, 2008), (Kammel *et al.*, 2008), (Thrun, 2003) y (Tay, 2007).

La principal desventaja de los sistemas de tipo láser es la limitada información que ofrece, lo que convierte la tarea de reconocimiento de objetos en un trabajo tedioso. Con el fin de superar esta limitación, los autores proponen fusionar diferentes sensores y sistemas de adquisición para que, mediante la redundancia de información, se consiga superar las deficiencias de cada uno de los sistemas por separado. Generalmente se emplean sistemas de visión artificial, los cuales tienen la ventaja de que son una gran fuente de información pero la desventaja de que ésta es bastante poco estructurada y de una fiabilidad muy limitada. Uniendo ambos sistemas puede llegar a obtenerse una información a la vez amplia, fiable y robusta, que cumpla los requisitos de unas aplicaciones tan exigentes como los sistemas de ayuda a la conducción. Los sistemas de fusión sensorial se dividen de acuerdo al nivel en el que se realiza dicha fusión. Si los datos son combinados previo a cualquier procesamiento, se denomina fusión a nivel bajo, en estos sistemas se crea un conjunto nuevo de datos que es procesado para dar una única clasificación de los obstáculos encontrados (Hofmann *et al.*, 2001) y (Kaempchen *et al.*, 2005). En los sistemas de fusión a alto nivel, los datos provenientes de cada sistema de adquisición son procesados por separado, obteniéndose una clasificación para cada uno de los subsistemas, posteriormente una capa final se encarga de tomar la decisión de acuerdo a los datos de cada uno de los subsistemas (Broggi *et al.*, 2008b), (Premebida *et al.*, 2009), (Hwang *et al.*, 2007), (Milch y Behrens, 2001) y En (Gate y Nashashibi, 2009).

Finalmente, y centrándonos en la clasificación empleando únicamente sistemas LIDAR, se pueden encontrar sistemas de clasificación en las que los autores emplean ciertos parámetros prefijados para diferenciar entre los diferentes obstáculos así con el empleo de filtros Kalman para la etapa de seguimiento (Sparbert *et al.*, 2001). En (Fuerstenberg *et al.*, 2002a,b), (Streller *et al.*, 2002) y (Fuerstenberg *et al.*, 2000), la clasificación se ha hecho de acuerdo al movimiento de los objetos integrado a través del tiempo. En (Gate y Nashashibi, 2008) esta integración es empleada para una reconstrucción más robusta del obstáculos y por lo tanto realizar una clasificación más fiable con mayor información, basada en ciertos atributos y a la forma del obstáculo reconstruido. En (Wang *et al.*, 2003) se emplean algoritmos de reconocimiento de patrones mejorados gracias a sistema de Mapping. En (Nashashibi y Bargeton, 2008) se tienen en cuenta además de la morfología del obstáculo, la posible oclusión de los mismos.

Una solución muy común para la clasificación es emplear vectores de características que permitan realizar una

clasificación. En (Ogawa y Takagi, 2006) emplean la reflectividad del objeto detectado, así como parámetros morfológicos como el tamaño para crear el vector de características. En (Mendes *et al.*, 2004) se propone un sistema basado en votaciones, donde cada característica tiene asociado un peso de acuerdo a la importancia de cara a una posible clasificación. Otros sistemas, como el presentado en (Premebida *et al.*, 2006) obtienen una función densidad de probabilidad para cada una de las clases en las que se pueden agrupar los obstáculos de acuerdo a estas características, para posteriormente emplear filtros bayesianos para su clasificación. Enlazándolos con los sistemas de fusión sensorial, es posible emplear información tanto del LIDAR como del sistema de visión por computador para crear los vectores de características que permitan clasificar el obstáculo (Kaempchen *et al.*, 2005).

Una vez realizada la detección, es muy importante realizar una etapa de seguimiento que permita observar el comportamiento del objeto detectado a lo largo del tiempo, de forma que sea posible un estudio detallado del movimiento del objeto y además evitar falsos positivos. La aproximación más común a este tipo de sistemas son los filtros Kalman (MacLachlan y Mertz, 2006) y (Fod *et al.*, 2002) y los filtros de partículas (Schulz *et al.*, 2001) y (Gidel *et al.*, 2009), aunque otro tiempo de herramientas también han sido empleadas en los diferentes trabajos propuestos, algunos de los más destacados pueden encontrarse en (Bar-Shalom, 1978), (Bar-Shalom y Li, 1995), (Blackman y Popoli, 1999) y (Reid, 1979).

La tecnología basada en escáneres láser tiene el inconveniente de que, en condiciones climatológicas extremas como niebla, lluvia extrema o nieve, es posible encontrarse con partículas en suspensión que provoquen reflexiones o atenuaciones que lleven a errores de detección (Widmann *et al.*, 2000) y (Spies and Spies, 2006). Los sistemas más novedosos proveen de cuatro diferentes planos de detección o incluyen algoritmos de filtrados especiales que evitan en gran medida estos errores (Fürstenberg *et al.*, 2002) y (Fürstenberg and Lages, 2003). De la misma manera, diversas pruebas han mostrado que en láseres con resolución suficiente en volumen, los problemas por atenuación o señales erróneas debido a partículas en suspensión de la propia carretera, originadas al paso de los automóviles, pueden ser eliminados (Shearman *et al.*, 1998).

Finalmente hay que destacar que uno de los aspectos a tener en cuenta cuando se trabaja con escáneres de tipo láser son los problemas derivados de la oclusión de los obstáculos. Éste es un problema típico en la detección de entornos viales, pero agravado debido a la limitada información que proveen los láseres, que se limita a uno o, en los mejores sistemas disponibles, 4 planos de detección horizontal. En (Nashashibi y Bargeton, 2008), (Koller *et al.*, 1994) y en (Gate y Nashashibi, 2009), entre otros, han sido tratados estos problemas intentando ofrecer una solución viable para mitigar, en la medida de lo posible, estas limitaciones.

### 3. PROPÓSITO

La finalidad del presente trabajo ha sido la de comprobar la viabilidad de los sensores tipo LIDAR para sistemas de ayuda a la conducción. Para ello el trabajo se ha dividido en dos partes bien diferenciadas:

- En primer lugar se ha realizado un análisis de las capacidades de dos de los sensores disponibles en el mercado. La idea de tal comparación no es únicamente realizar una comparativa de ambas unidades, sino el estudio individual y detallado de la viabilidad de cada uno de los sistemas por separado de cara a las posibilidades del uso de dichas unidades en aplicaciones reales.
- Posteriormente se procedió al diseño de un algoritmo novedoso de detección de automóviles basado en las capacidades antes estudiadas de los LIDARs, empleando como base uno de los modelos estudiados. De esta forma se pudo comprobar de forma práctica en situaciones reales la funcionalidad de los dispositivos.

Para ambos experimentos se preparó un circuito cerrado para la realización de pruebas así como tres vehículos de prueba (figura 1). El primero de ellos se dispuso como base para el montaje de los dos radares que trabajarían en paralelo. Posteriormente se añadieron dos modelos para el ensayo de la detección y movimientos. Los modelos elegidos permitieron medir las capacidades de los láseres en las situaciones más diversas gracias a las pinturas elegidas. Los modelos empleados son un Nissan Note de pintura negra, que representa el caso más complejo de cara a la detección mediante láser debido a su baja reflectividad y un Peugeot 307 gris metalizado, este color es uno de los que ofrecen mejor reflectividad y por lo tanto es posible comprobar la variabilidad en cuanto a detección gracias a los dos modelos disponibles.

El escenario de pruebas fue especialmente configurado para probar los diferentes movimientos que permitiesen simular situaciones reales. Este circuito corresponde a la pista de pruebas disponible en el Instituto Universitario de Investigación del Automóvil de la Universidad Politécnica de Madrid (INSIA) de la figura 2.

#### 4. ANÁLISIS DE PRESTACIONES

Para la realización de este test se emplearon dos modelos de láser de la empresa SICK. Éstos son el modelo LMS291 y el LRS1000. Cada uno de ellos ofrece diferentes posibilidades de cara a ser empleados en aplicaciones viales. En la siguiente tabla se especifican algunas de las principales características de estos modelos.

**Tabla 1. Características de los modelos a examen.**

	<u>LRS-1000</u>	<u>LMS-291</u>
Campo de visión	Hasta 360 °	Hasta 180°/100°
Resolución angular	0.125° a 1.5°	0.25° a 1°
Distancia máxima	250m.	80m.
Frecuencia de Trabajo	10Hz	19Hz

Se han realizado diferentes movimientos, tanto de aproximación como de alejamiento, así como movimientos laterales, para medir la efectividad de estos sistemas y comparar su funcionamiento. En las figuras 3 y 4 se observan los resultados para cada uno de los experimentos, realizados sobre movimientos de alejamiento y aproximación al escáner láser. Los resultados muestran los errores medios para cada uno de los diferentes tipos de movimiento después de sucesivas repeticiones de los mismos. En la figura 3 se muestran los

resultados de las mediciones sobre el automóvil de color negro. En la figura 4, por el contrario, los del automóvil gris.



Figura 1. Automóviles empleados en el Test realizando uno de los movimientos.

En primer lugar se van a estudiar cada uno de los láseres por separados, para finalmente realizar una comparativa de los dos láseres de acuerdo con los resultados prácticos.

##### 4.1 Estudio del Modelo LMS 291

Este sistema tiene unas capacidades iniciales menores, como menor resolución, menor campo visual y menor distancia de medida. La principal característica de este sistema es su elevada frecuencia de escaneo, de hasta 19 Hz, permitiéndonos una detección de obstáculos de 0.053 ms. Por lo tanto, se puede considerar que, para aplicaciones donde el tiempo de respuesta es un requisito primordial, es decir, de entornos altamente variables, este sistema es la mejor elección. Este tipo de entornos suelen ser principalmente los urbanos. En estos entornos, los principales objetos a tener en cuenta se encuentran en los alrededores del vehículo, a distancias cercanas. Además pueden realizar los movimientos más diversos y cambiantes. Por lo tanto se puede considerar que las características de este láser le hacen el sistema ideal para entornos urbanos.



Figura 2. Circuito de pruebas del INSIA-UPM.

##### 4.2 Estudio del Modelo LRS-1000

La gran amplitud de campo visual y el nivel de precisión de este sistema hacen de él una opción muy interesante para aplicaciones viales. Sin embargo su menor frecuencia de escaneo, pese a ser relativamente alta, con un tiempo de respuesta de 100 milisegundos, hace que este láser ofrezca

mejores resultados para entornos menos cambiantes, donde los movimientos sean más estructurados, como los escenarios interurbanos, donde la mayoría de obstáculos son detectados a grandes distancias, y, por tanto, los movimientos cercanos y rápidos son menos comunes. Además, su gran alcance facilita la detección de obstáculos a gran distancia.

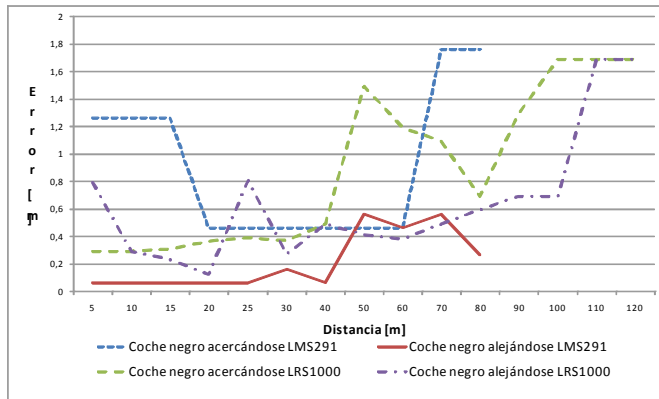


Figura 3. Error de medida del ancho del vehículo de color negro para los dos modelos de láser disponibles en el test.

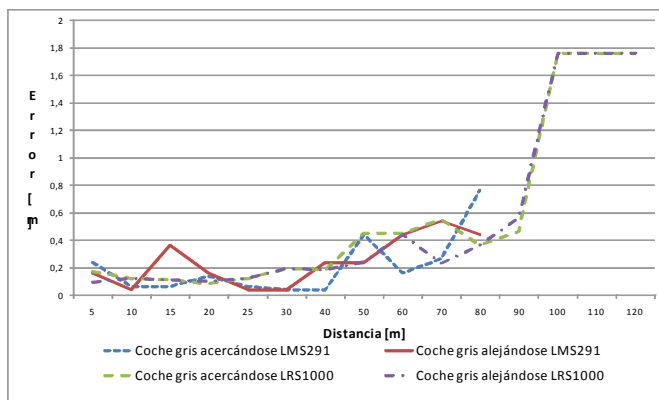


Figura 4. Error de medida del ancho del vehículo de color gris para los dos modelos de láser disponibles en el test.

#### 4.3 Estudio Comparativo LMS 291 vs LRS 1000

Los resultados que se pueden observar en las figuras 3 y 4 corresponden a pruebas hechas sobre circuito cerrado, con configuraciones similares en ambos láseres de 0,25 grados de resolución y 120° de campo de visión.

Como se puede observar en los resultados, el error en ambos casos es muy bajo para medidas inferiores a 80 metros y muy similares en ambos casos, especialmente para el caso de alta reflectividad. Para casos donde la reflectividad es menor, el LMS 291 obtiene mejores resultados. Para estos casos más exigentes, se puede comprobar cómo la detección es más fiable si el automóvil está realizando movimiento de alejamiento, debido a que la parte trasera del coche es una parte más estructurada y que ofrece mayor superficie reflectante. Los mejores resultados del sistema LMS 291 frente a situaciones donde la detección es más compleja y la reflectividad menor, además de su menor precio y su mayor frecuencia de escaneo hacen de él una herramienta muy interesante para aplicaciones de ayuda a la conducción, principalmente en entornos urbanos, donde los entornos son menos estructurados y, por consiguiente,

más variables.

#### 5. SISTEMA DE PERCEPCIÓN DE ENTORNOS VIARIOS

Una vez comprobada la idoneidad de los sistemas descritos en el apartado anterior para aplicaciones viales, se procedió a diseñar un algoritmo que permitiese detectar el entorno de la carretera de forma fiable, de cara a posibles incorporaciones del sistema en un sistema de ayuda a la conducción completo y fiable. Se ideó un algoritmo de detección y segmentación de obstáculos con una posterior etapa de clasificación de obstáculos (Figura 5), que gracias a una integración temporal, permite obtener una estimación del tipo de obstáculos que aparecen en el entorno viario.

En el anterior apartado el sistema LMS 291 se erigió como la elección más propicia para sistemas de ayuda a la conducción en entornos urbanos. El presente trabajo se pretende añadir a un completo sistema de detección de entornos viarios, principalmente urbanos, por lo que se decidió realizar este sistema de acuerdo a las características propias del sistema LMS 291. Como se comentará en posteriores secciones del documento, este sistema podría fácilmente extrapolarse al sistema sensor LRS 1000.

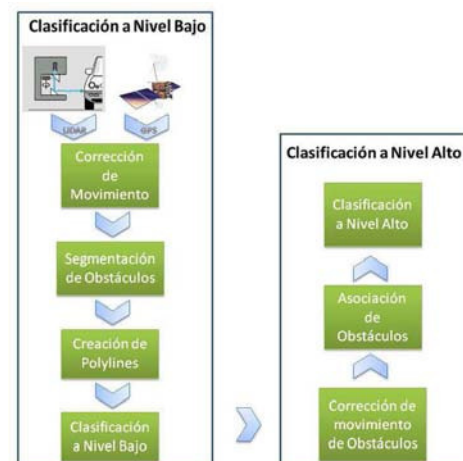


Figura 5. Diagrama de algoritmo de clasificación de obstáculos con sus respectivas fases.

##### 5.1 Corrección del Movimiento

El funcionamiento propio de los sistemas LIDAR, consistente en un láser con un espejo rotatorio, hace que cada uno de los puntos de detección presente una rotación de acuerdo al periodo de muestreo de los mismos. Para aplicaciones automovilísticas, donde la naturaleza de los mismos hace que el sistema sensor esté en continuo movimiento, es indispensable corregir el movimiento del automóvil en el que ha sido instalada la unidad para una correcta detección y clasificación de los obstáculos. Esta corrección está dividida en dos fases: la corrección debida a la translación (ecuaciones 1 y 2) y la debida a la rotación (ecuaciones 3 y 4).

$$x = x_0 - vT_i \cos(\Delta\varphi) \quad (1)$$

$$y = y_0 - vT_i \sin(\Delta\varphi) \quad (2)$$

$$x = \cos(\Delta\varphi)x_0 - \sin(\Delta\varphi)y_0 \quad (3)$$

$$y = \sin(\Delta\varphi)x_0 - \cos(\Delta\varphi)y_0 \quad (4)$$



donde  $v$  es la velocidad del vehículo donde está montado el láser,  $T_i$  el incremento de tiempo con respecto al primer punto de la rotación de un punto  $i$  y  $\Delta\alpha$  es el cambio en el ángulo de guiñada del coche para el incremento de tiempo  $T_i$ .

### 5.2 Segmentación de Obstáculos

Los puntos que resultan de la corrección del movimiento del coche, se agrupan de acuerdo a la distancia que los separa. Este agrupamiento se hace según un algoritmo basado en distancia euclídea, al que se le aplica un umbral dependiente de la distancia (ecuación 5).

$$th = th_0 + K \cdot dist \quad (5)$$

donde  $th$  es el umbral total,  $th_0$  es el umbral inicial y  $K$  es una constante que se le aplica a la distancia. De esta forma se consigue que el umbral sea dependiente de la distancia, por lo que será importante que el umbral para unirlos sea mayor a medida que la distancia aumenta.

El algoritmo de agrupamiento asocia un punto  $p(x_i, y_i)$  a un segmento  $S_j$  si se cumple la siguiente condición:

$$p_i(x_i, y_i) \in S_j \rightarrow \{ \exists [p_j(x_j, y_j) \in S_j] : d(p_i, p_j) < th \} \quad (6)$$

Una vez comprobados todos los segmentos disponibles, si no se ha asociado con ninguno, se considera un segmento por sí mismo. Finalmente se eliminarán aquellos segmentos con un único punto, ya que se consideran errores de detección (figura 6).

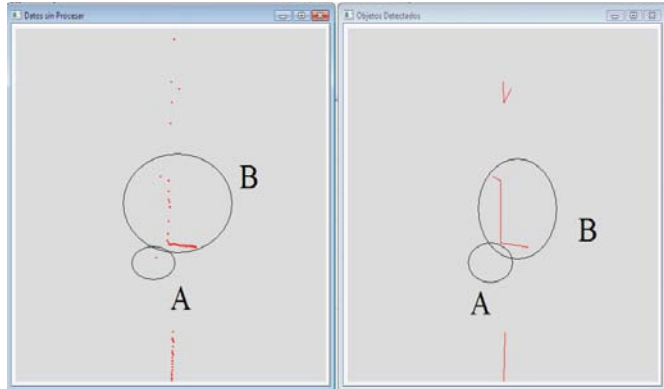


Figura 6. Ejemplo de segmentación. A la izquierda los puntos antes de segmentar los obstáculos, a la derecha, los segmentos resultantes, se puede ver en A el ejemplo de un punto aislado que se elimina de la detección final.

### 5.3 Creación de las Polylines

Las Polylines es un método de estimación de la forma del obstáculo mediante la unión de puntos. Éste método trata de unir los puntos internos de cada segmento mediante líneas rectas, comenzando por unir el primero y último. Para cada punto intermedio, se calcula la distancia más cercana a la línea antes creada y si esta es mayor que cierto umbral divide la línea en dos, uniendo cada uno de los puntos que formaban la línea inicial con el nuevo punto. Éste método es iterativo y se repetirá hasta haber comprobado todos los puntos internos (García *et al.*, 2009).

### 5.4 Clasificación a Nivel Bajo

La clasificación a nivel bajo se realiza utilizando la información de la forma, obtenido por el método antes descrito de las polylines. Gracias a esta información es posible diferenciar entre los diferentes obstáculos:

- Posibles Peatones. Son aquellos cuyo tamaño hace ser posibles candidatos a peatones, aunque también puede tratarse de otros objetos de pequeño tamaño, como farolas o árboles.
- Objetos con forma de L. Se suele corresponder con vehículos aparcados o edificios.
- Bordes de Carretera. Son aquellos objetos que cumplen una de las dos siguientes disposiciones.
  - Se trata de objetos muy grandes situados a los lados de la carretera (perpendicular a la misma). En este caso se consideran paredes o barreras de señalización.
  - En caso de ser muchos objetos de tipo “Posible Peatón”, explicado anteriormente. Estos objetos se consideran postes, árboles o demás objetos pequeños que rodean la carretera. La forma de detectar estos objetos es mediante el estudio de la frecuencia de aparición de los mismos tanto perpendicular como paralelo a la carretera, mediante el estudio de los histogramas de dichos obstáculos (Figura 7).
- Objetos fijos. Son aquellos objetos que no son encuadrados en ninguna de las otras categorías.
- Objetos en movimiento. En este tipo de obstáculos nos detendremos a analizar en profundidad el algoritmo ya que es uno de los principales avances aportados por este trabajo.

Figura 7. Ejemplo de detección de obstáculos en los bordes de la carretera, tanto en el eje x como en el y, para carreteras perpendiculares o paralelas a la trayectoria del coche.

Una explicación más detallada de cada uno de los tipos de obstáculos puede encontrarse en (García *et al.*, 2009)

### 5.5 Detección de Vehículos en Movimiento

En esta parte del algoritmo se aprovecha el especial comportamiento del dispositivo LMS 291 para la configuración escogida (0,25° de resolución angular y tiempo entre detecciones de 53 milisegundos). El comportamiento del sensor es el de realizar cuatro rotaciones diferentes, cada una de ellas rotada 0.25 grados y con una resolución de 1 grado (Figura 8).

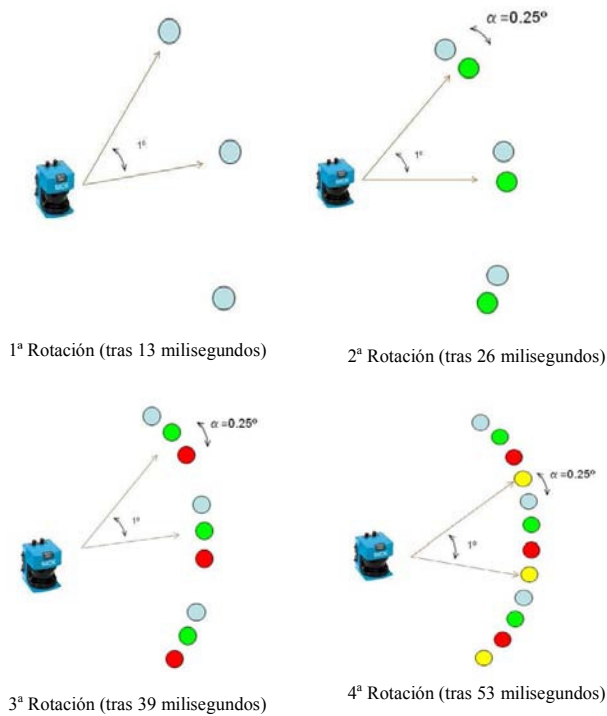


Fig. 8. Comportamiento del sensor para una detección completa.

Lo que se hará será buscar patrones con variación correspondiente al movimiento producido por el objeto en movimiento, generalmente automóviles (Figura 9). De esta forma, es posible dar una primera estimación del movimiento del coche, tanto de la velocidad como de la aceleración (Ecuaciones 7, 8 y 9):

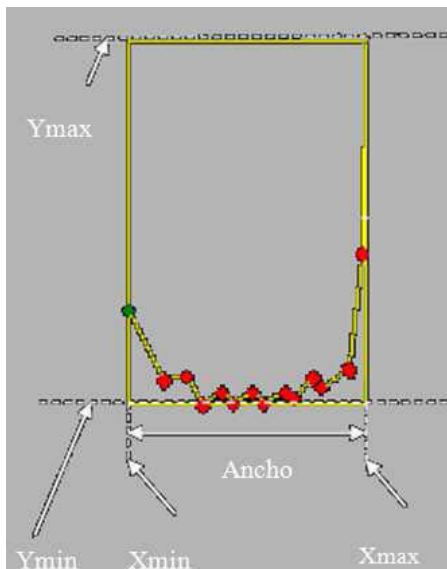


Fig. 9. Forma correspondiente al movimiento de automóviles.

$$V = \frac{\sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}}{T} \quad (7)$$

donde T es el correspondiente al período entre los escaneos a los que corresponde cada punto.

$$Vy = \frac{\sum_{n=N}^{N-2} \frac{y_n - y_{n-1}}{t}}{3} \quad (8)$$

$$Vx = \frac{\sum_{n=N}^{N-2} \frac{x_n - x_{n-1}}{t}}{3} \quad (9)$$

donde t = 13 milisegundos y v velocidad en m/s.

Estos cálculos de velocidades y de aceleración son empleados para eliminar falsos positivos, con velocidades o aceleraciones imposibles.

Este razonamiento, empleado para el láser LMS 291, es igualmente válido para el láser LRS 1000 que también ha sido empleado en el presente test. En este caso, debido a que presenta un comportamiento ligeramente diferente es necesario integrar varios escaneos para conseguir el mismo patrón.

### 5.6 Clasificación a Alto Nivel

Se realiza un seguimiento de los obstáculos detectados por el nivel bajo con el fin de dar una estimación más fiable del tipo de obstáculo que ha sido encontrado. De esta forma es posible emplear información, no solo de la forma sino del movimiento del obstáculo, para dar esta estimación a nivel alto.

Para realizar esta estimación a nivel alto son necesarias las siguientes acciones:

- Corregir el movimiento del vehículo para referenciar las detecciones anteriores a la posición actual del vehículo.
- Comparar los obstáculos encontrados a nivel bajo con el conjunto de obstáculos obtenido en escaneos anteriores y ya procesados a nivel alto.
- Realizar la clasificación a nivel alto, de acuerdo con las detecciones anteriores y los nuevos datos obtenidos a nivel bajo en el escaneo actual.

### Corrección de movimiento

Se dispone de un conjunto de obstáculos detectados en anteriores escaneos, por lo que estarán referidos al origen de coordenadas anterior. Debido a que en el nuevo escaneo el coche tendrá un origen de coordenadas diferente, se emplearon las ecuaciones 1 a 4 para corregir este movimiento, igual que se realizó con la corrección del movimiento a nivel bajo. De esta forma, los obstáculos detectados con anterioridad estarán referenciados al eje de coordenadas actual del coche.

### Comparación con detección actual

Los obstáculos detectados a nivel bajo han de ser comparados con los obtenidos en detecciones anteriores para estimar cuáles de las nuevas detecciones corresponden a objetos detectados con anterioridad. El proceso que se sigue consiste en calcular la velocidad de movimiento de los obstáculos de acuerdo con las detecciones anteriores (ya sea por movimiento a nivel bajo, explicado con anterioridad) o mediante el cálculo de la variación de posiciones a lo largo del tiempo en las detecciones a nivel alto. De esta forma, se puede estimar donde estará el coche en el escaneo actual, y buscar dentro de una ventana de tamaño proporcional al del propio obstáculo. Si más de un obstáculo es

encontrado dentro de esta ventana, se considerará solo el obstáculo más similar de acuerdo a ciertos parámetros (ecuaciones 10, 11 y 12). Estos parámetros son los más representativos, ya que el valor máximo de  $y$  es demasiado variable para considerarlo representativo de un obstáculo.

$$x_{med} = x_{min} + \frac{x_{max} - x_{min}}{2} \quad (10)$$

$$y_{min} \quad (11)$$

$$width = x_{max} - x_{min} \quad (12)$$

donde  $x_{med}$  es el punto intermedio en el eje  $x$  del obstáculo,  $x_{max}$  y  $x_{min}$  son los puntos máximos y mínimos en el eje  $x$ ,  $y_{min}$  es el menor punto del eje  $y$ , y  $width$  se corresponde con el ancho total.

Se considerará obstáculo más representativo aquel cuyo valor de  $S$  dado por la ecuación 13 sea menor

$$S = \gamma_1 d_{width} + \gamma_2 d_{xmed} + \gamma_3 d_{ymin} \quad (13)$$

donde  $\gamma_1$ ,  $\gamma_2$  y  $\gamma_3$  se corresponden con los pesos para cada uno de los valores a tener en cuenta y  $d_i$  se corresponde con la diferencia entre el nuevo objeto encontrado y el almacenado para una característica en concreto.

#### Clasificación a alto nivel

Para realizar la clasificación a alto nivel se tienen en cuenta las diez últimas clasificaciones a nivel bajo para tomar una decisión final.

$$V_i = \delta_i N_i \quad (14)$$

donde  $V_i$  es el valor de “votos” que se corresponde con cada tipo de obstáculo,  $\delta_i$  es un factor de ganancia asociado con cada tipo de obstáculo que ayuda a dar más importancia a ciertos obstáculos sobre otros. Por último  $N_i$  es el número de veces que el obstáculo ha sido considerado del tipo  $i$  en las últimas diez detecciones. El valor más alto de  $V_i$  nos da el tipo de obstáculo que es el objeto. Finalmente, es posible dar un valor de la estimación para un obstáculo determinado empleando la ecuación 15.

$$p = 100 \frac{V_i}{10\delta_i} \quad (15)$$

De acuerdo a la ecuación 15, si el número de detecciones es 10, la fiabilidad en la detección es del 100 %.

Finalmente, antes de la decisión final, cierto número de limitaciones han de ser tenidas en cuenta para evitar falsas detecciones. Para evitar estas falsas detecciones se han creado filtros que eliminan los movimientos o velocidades imposibles, así como cambios de forma imposibles. Por ejemplo, en caso de movimientos laterales demasiado elevados, no puede ser considerado automóvil.

#### 5.7 Test y Pruebas del algoritmo

Para probar la fiabilidad del algoritmo diseñado, se realizaron numerosas pruebas en entornos controlados. En ellas, se probaron diferentes movimientos de aproximación y alejamiento

de un vehículo, tanto en el carril en el que se situó el vehículo con el láser, como en el contrario (figura 10). En este test se comprobó el porcentaje de fallos del algoritmo completo de detección de automóviles sin seguimiento, así como la distancia de seguimiento del sistema completo. Posteriormente se realizaron pruebas con movimientos con varios coches involucrados, con movimientos de adelantamiento y cruces, para una evaluación más completa de la funcionalidad del sistema (figura 11).

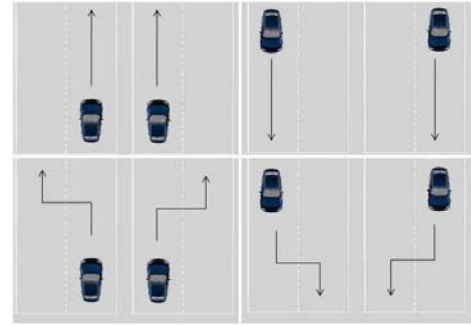


Fig. 10. Test Realizados con un único automóvil a detectar.

Como se comprobó en la primera parte del trabajo, la probabilidad de ser detectado es considerablemente mayor cuando el vehículo realizaba movimientos de alejamiento que de aproximación. Además, se comprobó que la detección es mejor mientras más cerca está el vehículo, por lo que los movimientos de alejamiento a priori, parecían ser considerablemente más eficientes que los de aproximación, ya que las primeras detecciones se realizan a corta distancia, y a partir de ese momento, el algoritmo de seguimiento debería de mantener la detección del coche hasta salir del campo de visión del láser.

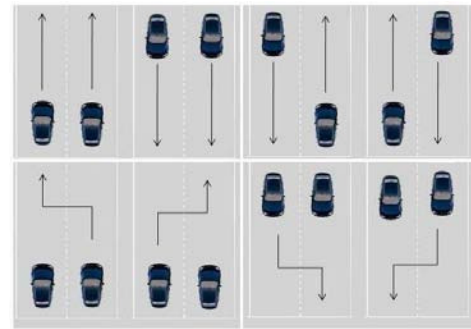


Fig. 11. Test Realizados con varios automóviles a detectar.

En la figura 12 se presentan los porcentajes error de detección de vehículos, sin seguimiento, tanto para movimientos de alejamiento, como de acercamiento. Como se puede comprobar, para movimientos de alejamiento, los errores son bajos hasta los 30 metros, si bien la detección se sigue dando hasta los 60 metros. Por el contrario, en el caso de movimientos de acercamiento, no es hasta los 35 metros aproximadamente hasta que no se producen las primeras detecciones. Estas mediciones, como se ha comentado, fueron previas a la incorporación del sistema de seguimiento.

Pese a que la distancia a la que se realiza la detección está limitada a unos 40 metros como máximo, dato que podría considerarse limitado, hay que destacar la elevada frecuencia del

láser que permite obtener datos en tiempo real, por lo que el algoritmo es especialmente útil para entornos urbanos donde las velocidades son menores y las largas distancias menos importantes. Además, en estos entornos, la variabilidad es alta, por lo que la detección en tiempo real es importante.

Los resultados de la figura 13 representan la distancia media a la que se detecta el vehículo en cada uno de los movimientos. Al tratarse de movimientos simples en entornos controlados el algoritmo de seguimiento permitió seguir el coche desde el punto de la primera detección positiva hasta salir del campo de visión del láser.

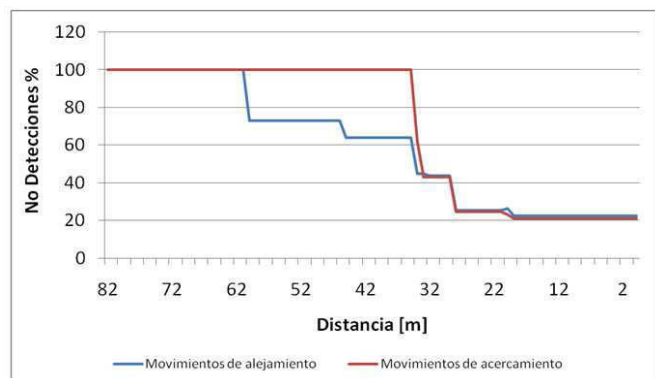


Fig. 12. Errores de no detección [%] de acuerdo a la distancia.

Finalmente, se realizó un último test para comprobar el funcionamiento del sistema completo. En este nuevo test se utilizaron varios coches, con movimientos de adelantamiento y cruces entre los mismos. Estos nuevos movimientos, comunes en entornos reales, hacen complicada la tarea de detección y seguimiento debido a cambios de trayectoria complejos y oclusiones. Los resultados se muestran en la figura 14. Se puede observar, una vez más, que los porcentajes de detección para movimientos de alejamiento son mejores. En este caso la introducción del seguimiento hace que los porcentajes de detección sean mayores que para el caso del algoritmo de detección simple. El algoritmo de seguimiento permite que para movimientos de alejamiento, donde el coche ha sido previamente detectado a distancias cortas, los porcentajes de detección sean muy altos, incluso en largas distancias.

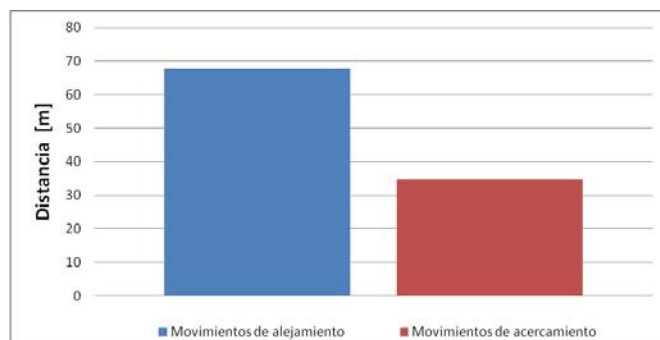


Fig. 13. Distancia media efectiva a partir de la cual se realiza el seguimiento.

## 6 CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

La primera conclusión que puede obtenerse del presente trabajo,

está relacionada con la idoneidad del uso de cada uno de los dos láseres disponibles, para diferentes aplicaciones relacionadas con ADAS. Como ya se ha mencionado, el laser LMS 291 provee unos resultados muy competitivos en cuanto a detección, a pesar de sus considerables menores características, que unidas a su alta frecuencia de escaneo hacen posible su uso para entornos urbanos de alta variabilidad y de menores distancias. Por otro lado, el láser LRS-1000 provee mayores capacidades y una mejor distancia que lo hacen ideal para situaciones interurbanas, donde las distancias largas son más importantes; además, su mejor frecuencia hacen que en entornos más cambiantes se desenvuelva de forma menos eficiente.

En la segunda sección, se ha presentado un sistema novedoso de detección de entornos viarios, haciendo especial hincapié en los vehículos que se están moviendo en las proximidades del automóvil. En este capítulo, además, se han obtenido resultados que prueban que la detección de automóvil es posible con ambos sistemas de láser para distancias bastante competitivas.

Fig.14. Porcentaje de detecciones correctas del sistema completo.

Futuros trabajos en el campo de los escáneres láser para aplicaciones viales irán encaminados a ampliar las capacidades de clasificación para diferenciar peatones de forma más eficiente. Además de proveer de sistemas de fusión sensorial, capaces de combinar información de varias fuentes de información, como visión por computador o radares de radiofrecuencia, las cuales, unidas a las capacidades de los sistemas estudiados aquí permitirían dar una detección y clasificación más fiable. Por último, se está trabajando en incorporar los láseres a la estructura del automóvil para permitir un mayor número de pruebas y comprobar el funcionamiento en entornos menos estructurados.

## AGRADECIMIENTOS

El trabajo presentado ha sido desarrollado gracias a la financiación del ministerio de Ciencia e Innovación (SIAC proyecto TRA2007-67786-C02-01 y TRA2007-67786-C02-02) y la CAM mediante el proyecto SEGVAUTO.

## REFERENCIAS

S. J. Ahn, I. Effenberger, S. Roth-Koch, and E. Westkämper (2003) "Geometric segmentation and object recognition in



- unordered and incomplete point cloud," in: *DAGM-Symposium*, pp. 450–457.
- Y. Bar-Shalom, (1978) "Tracking methods in a multitarget environment", *IEEE Trans. On Automatic Control*, **Vol 23**, No. 4.
- Y. Bar-Shalom and X.-R. Li, (1995) "*Multitarget-multisensor tracking: principles and techniques*", YBS, Danvers, MA.
- S. Blackman and R. Popoli, (1999) "*Design and analysis of modern tracking systems*", Artech House, MA.
- A. Broggi, A. Cappalunga, C. Caraffi, S. Cattani, S. Ghidoni, P. Grisleri, P. P. Porta, M. Posterli, P. Zani, and J. Beck, (Jun. 2008) "The passive sensing suite of the TerraMax autonomous vehicle,". In: *Procs. IEEE Intelligent Vehicles Symposium 2008*, Eindhoven, Netherlands.
- A. Broggi, P. Cerri, S. Ghidoni, P. Grisleri, Ho Gi Jung, (2008) "Localization and analysis of critical areas in urban scenarios,". *Intelligent Vehicles Symposium, 2008 IEEE*, 4-6 June 2008.
- Bu. Fanping and Ching-Yao Chan, (2005) "Pedestrian detection in transit bus application: Sensing technologies and safety solution", in: *the Proc. Of IEEE Int. Conf. on Intelligent Vehicles*,.
- A. Fod, A. Howard, M Mataric, "A laser-based people tracker", *International Conference on Robotics and Automation, IEEE, 2002*, pp. 3024-3029.
- K.Ch. Fürstenberg, J. Hipp, A. Liebram, (2000) "A laserscanner for detailed traffic data collection and traffic control". *Proceedings of ITS 2000*, 7th World Congress on Intelligent Transport Systems, Turin, Paper 2335, 2000.
- K.Ch. Fürstenberg, K.C.J Dietmayer, V. Willhoeft, (2002) "Pedestrian recognition in urban traffic using a vehicle based multilayer laserscanner," *Intelligent Vehicle Symposium, 2002*, pp. 31-35.
- K.Ch. Fürstenberg, K.C.J Dietmayer, S. Eisenlauer, V. Willhoeft, (2002) "Multilayer laserscanner for robust object tracking and classification in urban traffic scenes". *Proceedings of ITS 2002*, 9th World Congress on Intelligent Transport Systems, October 2002, ITS 2002 Chicago, Paper 2054.
- K. Ch. Fürstenberg, U. Lages (2003). "Pedestrian detection and classification by laserscanners". *9th EAEC International Congress*, Paris, June 2003.
- T. Gandhi and M.M. Trivedi, (2007) "Pedestrian protection systems: issues, survey, and challenges" *Intelligent Transportation Systems, 2007 IEEE Transactions on*, **vol.8**, no.3, pp.413-430, Sept. 2007.
- F. García, P. Cerri, A. Broggi, J.M. Amingol, A. de la Escalera, (2009) "Vehicle detection based on laser radar". *Lecture Notes in Computer Science, 2009*, **Vol. 5717/2009**, 391-397.
- G. Gate and F. Nashashibi, (2008) "Using targets appearance to improve pedestrian classification with a laser scanner," *Intelligent Vehicles Symposium, 2008 IEEE*, pp. 571–576.
- G. Gate and F. Nashashibi, (2009) "Centralized fusion for fast people detection in dense environment," *Robotics and Automation, 2009. ICRA '09. IEEE International Conference on*, pp.76-81, 12-17 May 2009.
- D.M Gavrila, M. Kunert, U. Lages, (2001) "A multi-sensor approach for the protection of vulnerable traffic participants the PROTECTOR project," *Instrumentation and Measurement Technology Conference, 2001. IMTC 2001. Proceedings of the 18th IEEE*, **vol.3**, pp.2044-2048.
- S. Gidel, C. Blanc, T. Chateau, P. Checchin, and L. Trassoudaine, (2009) "A method based on multilayer laserscanner to detect and track pedestrians in urban environment," *Intelligent Vehicles Symposium, 2009 IEEE*, pp.157-162, 3-5 June 2009.
- U. Hofmann, A. Rieder, and E.D. Dickmanns, (2001) "Radar and vision data fusion for hybrid adaptive cruise control on highways", in *Proc. Int. Conf. Comput. Vis. Syst., Vancouver, BC Canada*, pp. 125-138.
- J. P. Hwang, S. E. Cho, K. J. Ryu, S. Park, and E. Kim, (2007) "Multi- Classifier based LIDAR and camera fusion," in *Procs. IEEE Intl. Conf. on Intelligent Transportation Systems 2007*, Seattle, WA, pp. 467–472.
- N. Kaempchen, M. Buehler, K. Dietmayer, (2005) "Feature-level fusion for free-form object tracking using laserscanner and video," *Intelligent Vehicles Symposium, 2005. Proceedings. IEEE*, pp. 453-458, 6-8 June 2005
- S. Kammel, J. Ziegler, B. Pitzer, M. Werling, T. Gindele, D. Jagzent, J. Schröder, M. Thuy, M. Goebel, F. von Hundelshausen, O. Pink, C. Frese, and C. Stiller, (2007) "Team AnnieWAY's autonomous system for the 2007 DARPA Urban Challenge," in *Journal of Field Robotics*, ser. 9, **vol. 25**, 2008, pp. 615 – 639.
- D. Koller, J. Weber and J. Malik, (1994) "Robust multiple car tracking with occlusion reasoning", In *Proc. Third European Conference on Computer Vision, Stockholm, Sweden, May 2-6, 1994*, pp. 189-196, LNCS 800, Springer-Verlag, 1994.
- J. Langheim, A. Buchanan, U. Lages and M. Wahl, (2001) "CARSENSE-New environment sensing for advanced driver assistance systems", In *the Int. Conf. of Intelligent Transportation Systems (ITSC 2001)*, **Vol. 3**, No. 2, Torino, Italy, April, pp. 796-801.
- R.A. MacLachlan, C. Mertz, (2006) "Tracking of moving objects from a moving vehicle using a scanning laser rangefinder," *Intelligent Transportation Systems Conference, 2006. ITSC '06. IEEE*, pp.301-306, 17-20 Sept. 2006.
- A. Mendes, L.C. Bento, U. Nunes, (2004) "Multi-target detection and tracking with a laser scanner," *Intelligent Vehicles Symposium, 2004 IEEE*, pp. 796-801, 14-17 June 2004.
- S. Milch, M. Behrens, (2001) "Pedestrian detection with radar and computer vision," in: *Proc. Conf. on Progress in Automobile Lighting, Darmstadt, Germany*, 2001.
- M. Montemerlo, J. Becker, S. Bhat, H. Dahlkamp, D. Dolgov, S. Ettinger, D. Haehnel, T. Hilden, G. Hoffmann, B. Huhnke, D. Johnston, S. Klumpp, D. Langer, A. Levandowski, J. Levinson, J. Marcil, D. Orenstein, J. Paefgen, I. Penny, A. Petrovskaya, M. Pflueger, G. Stanek, D. Stavens, A. Vogt, and S. Thrun, (2008) "Junior: the Stanford entry in the Urban Challenge," in *Journal of Field Robotics*, ser. 9, **vol. 25**, September 2008, pp. 569 – 597.
- KF. Nashashibi and A. Bargeton, (2008) "Laser-based vehicles tracking and classification using occlusion reasoning and confidence estimation," *Intelligent Vehicles Symposium, 2008 IEEE*, pp. 847–852.
- T. Ogawa, K. Takagi, (2006) "Lane recognition using on-vehicle LIDAR," *Intelligent Vehicles Symposium, 2006 IEEE*, pp.540-545.
- C. Premebida, U. Nunes, (2006) "A multi-target tracking and GMMClassifier for intelligent vehicles", *Proc. of the IEEE Intelligent Transportation Systems Conference*, Canada, 2006.
- C. Premebida, O. Ludwing and U. Nunes, (2009) "LIDAR and vision-based pedestrian detection system," in *Procs Journal*

- of *Field Robotics*. **Vol. 26**, Issue 9, pages 696–711, September 2009.
- D. B. Reid, (1979) “An algorithm for tracking multiple targets”, *IEEE Trans. On Automatic Control*, **vol. 24**, no. 6, December 1979.
- T. Rabbani and F. van den Heuvel, (2005) “Efficient hough transform for automatic detection of cylinders in point clouds,” in *Proceedings of the 11th Annual Conference of the Advanced School for Computing and Imaging (ASCI '05)*, Het Heijderbos, Heijen, The Netherlands, June 2005.
- D. Schulz, W. Burgard, D. Fox, A. B. Cremers, (2001) “Tracking multiple moving targets with a mobile robot using particle filters and statistical data association”, *Robotics and Automation*, 2001, pp. 1665-1670, **vol.2**.
- E D R. Shearman, E. G. Hoare, A. Hutton, (1998) “Trials of automotive radar and lidar performance in road spray”. *IEE - The Institution of Electrical Engineers*.
- M. Spies, H. Spies. “Automobile lidar sensorik: stand, trends und zukünftige herausforderungen”. *Advances in Radio Science*, **Vol. 4**, 99–104. 2006.
- J. Sparbert, K. Dietmayer, D. Streller. (2001) “Lane detection and street type vlassification using laser range images”. *2001 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference Proceedings - Oakland (CA), USA - August 25-29*.
- D. Streller, K. Fürstenberg, K. Dietmayer, (2002) “Vehicle and object models for robust tracking in traffic scenes using laser range images”, *Intelligent Transportation Systems*, pp. 118-123.
- M. Tay (2007), “An efficient formulation of the Bayesian occupation filter for target tracking in dynamic environments,” *International Journal of Vehicle Autonomous Systems*, **vol. 6**, pp. 155–171(17), 31 December.
- S. Thrun, ( 2003) “Learning occupancy grid maps with forward sensor models,” *Auton. Robots*, **vol. 15**, no. 2, pp. 111–127.
- C. Urmson et al., “Autonomous driving in urban environments: Boss and the Urban Challenge, (2008) ” in *Journal of Field Robotics*, **vol. 25**, no. 8, 2008, pp. 425 – 466.
- C. Wang, C. Thorpe, S. Thrun, (2003) “Online simultaneous localization and mapping with detection and tracking of moving objects: theory and results from a ground vehicle in crowded urban areas”, *International Conference on Robotics and Automation, IEEE*, pp. 842-849.
- G. Widmann, M. Daniels, L. Hamilton, L. Humm, B. Riley, J. K. Schiffmann, D.E. Schnellkery, W. H. Wishon, (2000) “Comparison of lidar-based and radar-based adaptive cruise control systems”. *SAE Technical paper Series. SAE 2000 World Congress*, paper n° 2000-01-0345. Detroit Michigan, 6-9 March.