

**UNIVERSIDAD CARLOS III DE MADRID
ESCUELA POLITECNICA SUPERIOR**

DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA DE SISTEMAS Y
AUTOMÁTICA



PROYECTO FIN DE CARRERA

INGENIERÍA INDUSTRIAL

**DESARROLLO DE UN ALGORITMO DE
AUTOCALIBRACIÓN DE LOS PARÁMETROS
EXTRÍNSECOS DE UN SISTEMA ESTÉREO PARA
APLICACIONES ADAS**

Tutor: Basam Musleh Lancis

Autora: María Cristina López Bravo

“Ya no espero a que pase la tormenta,
aprendí a caminar bajo la lluvia.”

AGRADECIMIENTOS

Aquí se acaban muchos años delante de libros y apuntes. Donde no todas las lecciones se anotaron en los cuadernos ni se enseñaron en un aula. Al término de esta etapa, quiero expresar mi agradecimiento a quienes con su ayuda, apoyo y comprensión me han acompañado en este camino.

En primer lugar tengo que agradecer a mi tutor, Basam Musleh, por haber hecho posible la realización de este proyecto. Por su inestimable ayuda, su paciencia y por su capacidad para ver una salida cuando todo parece perdido.

A mis padres, por proporcionarme las oportunidades que me han permitido llegar hasta donde estoy hoy. A mi hermano, en esta vida hay que tomarse las cosas con un poco de paciencia y él me ha hecho desarrollar demasiada. A mi familia: tíos, primos, abuelo, sé que para ellos es un orgullo tener una ingeniera en la familia, confío en no ser la única. A los pequeños, espero no servirlos de mal ejemplo.

A mis amig@s y compañer@s de universidad. Habéis estado cuando se os necesitaba, siendo un apoyo cuando todo parecía que se me venía encima, además de compartir muchas de mis locuras y las que nos quedan. Tampoco olvidaré los ratos entre prácticas, biblioteca y cafetería. Terminaré la carrera sin saber jugar al mus.

A mis compañeros de trabajo, que durante estos últimos dos años se han preocupado por mis exámenes, animándome a terminar. Sois una clara demostración de que se puede llegar a los treinta en muy buen estado de forma.

Se lo dedico a todos los que se marcharon, se hizo lo mejor que se pudo.

ÍNDICE

Agradecimientos.....	2
Índice de figuras.....	6
1. Resumen	9
Abstract.....	10
2. Introducción	11
2.1. Motivación del proyecto	11
2.2. Sistemas inteligentes implementados en vehículos	13
2.2.1. Proyectos comerciales.....	14
2.2.2. Proyectos académicos	22
3. Estado del Arte	25
3.1. Métodos existentes basados en patrones.....	25
3.2. Métodos existentes basados en marcas viales.....	27
3.3. Métodos existentes basados en geometría del suelo.....	31
4. Fundamentos teóricos	33
4.1. Principios ópticos	33
4.1.1. Lentes delgadas.....	33
4.1.2. Modelo de la cámara Pin-Hole.....	34
4.1.3. Visión estereoscópica	35
4.1.4. Geometría del sistema estereoscópico	37
4.1.5. Obtención de la distancia o disparidad	38
4.2. Mapa de disparidad	39
4.3. U-V- disparity.....	41
4.4. Transformada de Hough.....	43
5. Desarrollo del algoritmo	44
5.1. Configuración del sistema	45
5.2. Detección de obstáculos y espacios transitables.....	48
5.2.1. Determinación del Mapa de Obstáculos y del Mapa Libre.....	48
5.3. Determinación de parámetros extrínsecos	51
5.3.1. Calibración de la guiñada.....	51
5.3.2. Autocalibración de la altura (h) y de los ángulos de cabeceo (θ) y alabeo (ρ)..	53
6. Conclusiones y trabajos futuros	69
6.1. Conclusiones.....	69

6.2. Trabajos futuros	69
7. Presupuesto	70
8. Bibliografía	71
9. Acrónimos	75

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.1 Accidentes con víctimas en España desde 1993 [1].....	11
Figura 2.2. Fallecidos por accidente de tráfico. Serie 1965 a 2012. [1]	12
Figura 2.3 Stanley, vehículo ganador de la edición 2005 del DARPA.....	14
Figura 2.4. Situación de los sensores de ayuda a la conducción de un Mercedes-Benz.....	15
Figura 2.5. Funcionamiento sensores Ford.....	16
Figura 2.6. Percepción del entorno por el sistema City Safety.....	17
Figura 2.7. Aviso del DAC en el cuadro de mandos.....	17
Figura 2.8. Sistema de a bordo de los vehículos BMW [7]	19
Figura 2.9. Sistema de protección activa de BMW.[7].....	19
Figura 2.10. Imagen tridimensional construida por el LIDAR, sobre el entorno que le rodea...	20
Figura 2.11. Imagen exterior del Driverless car de Google	21
Figura 2.12 Lexus RX450h, equipado con sensores de Google.....	21
Figura 2.13. Ruta realizada por VisLab en su viaje Parma – Shanghai.....	22
Figura 2.14. Vista exterior del vehículo VisLab	23
Figura 2.15 Vehículo inteligente Ivvl.....	24
Figura 3.1. Sistema de coordenadas del vehículo y la cámara	25
Figura 3.2. Imagen procesada con los círculos delante del vehículo [29].	25
Figura 3.3. (a) Gradiente de la imagen. (b) Imagen después de aplicar filtro gaussiano.....	26
Figura 3.4. Estimación de la imagen en estéreo, marcando los pares de puntos de referencia .	26
Figura 3.5. Estimación inicial del punto de fuga [28].....	27
Figura 3.6 Visión en conjunto de la escena y proyección de los segmentos de carril marcado en planos de la cámara (par estéreo) [28].	28
Figura 3.7. Ilustraciones de dos escenarios diferentes: carretera plana y cuesta arriba.....	29
Figura 3.8. Descripción del algoritmo.	30
Figura 3.9. Modelo de coordenadas de la cámara y del plano de referencia.	31
Figura 3.10. (a) Imagen de la escena, (b) v-disparity, (c) candidatos a ser la línea de correlación del suelo, (d) extracción de la línea de correlación del suelo.	32
Figura 3.11. (a) la escena de muestra. (b) asignación de rojo a los píxeles de tierra, (c) el perfil de correlación baja en v-disparity de la imagen.....	32
Figura 4.1. Modelo de lente delgada	33
Figura 4.2. Cámara pin-hole.....	34
Figura 4.3. Modelo de pin-hole	34
Figura 4.4. Parámetros Del modelo pin-hole	34

Figura 4.5. Esquema visión estereoscópica.....	35
Figura 4.6. Primera cámara estereoscópica Kodak con dos objetivos.....	35
Figura 4.7. (a) Imagen original estereoscópica izquierda; (b) Imagen original estereoscópica derecha. Como se puede observar únicamente aparece un ligero desplazamiento horizontal debido a la posición de las cámaras.	36
Figura 4.8. Geometría del sistema de estereovisión.....	37
Figura 4.9. Mapa de disparidad ecualizado. v-disparity (derecha), u-disparity (debajo).....	41
Figura 4.10. v-disparity en una aplicación para vehículos.....	42
Figura 4.11 Representación gráfica de los parámetros paramétricos y cartesianos.	43
Figura 5.1. Modelo de la posición relativa entre el sistema estéreo y la calzada.	44
Figura 5.2. Esquema representativo de la desviación de la guiñada ϕ entre el sistema estéreo y la dirección de movimiento del vehículo.....	45
Figura 5.3. Representación del elemento mínimo constituyente de un obstáculo delante del vehículo.	48
Figura 5.4.(a) Mapa de obstáculos . Figura 5.4.(b) Mapa libre.....	49
Figura 5.5 Resultado de un ejemplo de calibrado de la desviación de la guiñada (φ) en un entorno urbano: Superposición de dos imágenes consecutivas donde las posiciones consecutivas de cada punto de interés está conectado mediante una línea (líneas verdes) mientras que las intersecciones de las rectas aparecen como círculos rojos.	52
Figura 5.6. Ejemplos de u-disparity y v-disparity para diferentes situaciones de interés en entornos urbanos: (a) Un vehículo y un edificio. (b) En un atasco. (c) Circulación entre muros. (d) Entrada en un túnel (obstáculo elevado).	54
Figura 5.7. Evolución de los valores estimados de los parámetros extrínsecos (h, θ) a lo largo de la secuencia sintética, utilizando el v-disparity (azul) y v disparity libre (rojo).	55
Figura 5.8. Resultado de la estimación del ángulo de cabeceo (θ) cuando el vehículo circula a través de un badén.....	56
Figura 5.9. Esquema de las distintas etapas del método para la determinación de los parámetros extrínsecos (h, θ, ρ) para valores no despreciables del ángulo de alabeo (ρ). (a) Esquema de las distintas etapas del método donde se representa el emparejamiento de los puntos (puntos rojos) y la obtención de las rectas (líneas continuas rojas) pertenecientes a la calzada dentro del mapa libre. (b) Esquema del ajuste del conjunto de soluciones $\{d(\delta)\}_n$ (puntos azules) a una recta (línea roja discontinua) correspondiente a la segunda etapa.	57
Figura 5.10. Resultado de la estimación del ángulo de alabeo (P) y del ángulo de cabeceo (θ). Los valores estimados aparecen como círculos unidos por líneas en azul y el ground truth como una línea en rojo. (a) y (b) Resultados suponiendo valores de alabeo (P) no despreciables (Método 2). (c) Resultados suponiendo valores de alabeo (P) despreciables. (Método 1).....	59

Figura 5.11. Resultado de la estimación de la altura (h) cuando aparecen valores del ángulo de alabeo (ρ) no despreciables. Los valores estimados aparecen como círculos unidos por líneas azules y el ground truth como una línea discontinua en rojo. (a) Resultados suponiendo valores de alabeo (ρ) no despreciables. (b) Resultados suponiendo valores de alabeo (ρ) despreciables.	60
Figura 5.12. (a) Esquema del cambio de la situación del sistema estéreo en la construcción del mapa de disparidad virtual. Imagen procedente de [35]. (b) Mapa de disparidad original (Ecuilizado). (c) Mapa de disparidad virtual (Ecuilizado).....	62
Figura 5.13. Comparación de los resultados de estimación de los parámetros extrínsecos utilizando el método 2 (azul) y el presentado en [35] (negro).	65
Figura 5.14. Resultados de la estimación de los parámetros extrínsecos (h, θ, ρ) en un entorno de tráfico urbano.	67
Figura 5.15. Resultados de la estimación de los parámetros extrínsecos (h, θ, ρ) en un entorno de tráfico urbano.	68

1. RESUMEN

En este proyecto se realiza un estudio sobre la relación del entorno real que rodea a un vehículo con el sistema de la cámara estéreo instalado en él, durante la conducción del mismo con el fin de analizar la calzada por la que circula.

Para ello se ha procedido a implementar un método que analiza las imágenes captadas por una cámara situada en la parte frontal del vehículo y a partir de ellas obtener la parte de la calzada transitada.

En primer lugar la cámara debe calibrarse, esto se realiza de forma constante en cada instante de captura realizado por las cámaras, intentando minimizar los errores debidos a posibles vibraciones que experimente el vehículo en movimiento, lo que nos permitirá obtener resultados más precisos.

Después analizaremos y etiquetaremos los diferentes píxeles de la imagen para obtener así la calzada por la que puede circular el vehículo y diferenciarla de los distintos obstáculos.

Por último realizaremos una comparación entre diferentes métodos, comprobando cuál de ellos cumple los requisitos deseados., Para ello se realizarán unas simulaciones y se analizarán los valores que tomarían dichos parámetros extrínsecos, con el fin de dar validez a cada uno de los métodos utilizados.

ABSTRACT

The aim of this project is to study the relationship between the real environment of a moving vehicle, and the model generated by a set of cameras installed inside this vehicle. Thus, this generated model would allow us to analyze the environment where the car drives along.

With that purpose images were taken from a stereo system placed in front of the vehicle, and afterwards these images were analyzed using a method which development is the core of this project.

The calibration of the cameras was implemented using a steady method that continuously takes images from the installed cameras, and then minimizes the errors due to vibration, consequence of uneven surface. This method allowed us to increase the accuracy of the results.

Then, every pixel was first analyzed and the tagged accordingly, by differentiating road and different obstacles. Knowing the position of the road, we can obtain the relative position of the stereo system. That is estimated the extrinsic parameters of the stereo system.

Finally, model samples were obtained through different algorithms and then compared among them. This analysis allowed us to check the quality of the results depending on the method, and so proceed to validation. The results obtained support heavily the effectiveness of the methods developed in this project.

2. INTRODUCCIÓN

2.1. MOTIVACIÓN DEL PROYECTO

Para comprender la importancia de los algoritmos utilizados, es necesario entender la necesidad existente en la sociedad por facilitar algunas de las tareas cotidianas haciendo que estas conlleven menos riesgos. Entre ellas, la conducción de vehículos terrestres. Con la premisa principal de conseguir una conducción más segura, reduciendo así los accidentes producidos por diversos factores, principalmente fallos humanos.

En los últimos años y debido a diversos factores, como la mejora de la calidad de los materiales de construcción de los vehículos, mejora de los sistemas de seguridad y retención de los ocupantes, permiso de conducción por puntos, el cual introduce el concepto de reeducación y sensibilización a los conductores infractores mediante actividades de reciclaje y concienciación que permitan recuperar aquellos puntos perdidos por cometer alguna infracción haciendo necesario el propio autocontrol y por supuesto la mejora de las infraestructuras de circulación vial. Han tenido como resultado, que desde 2004 se haya producido una disminución de accidentes en vehículos terrestres y consigo el número de víctimas en ellos.

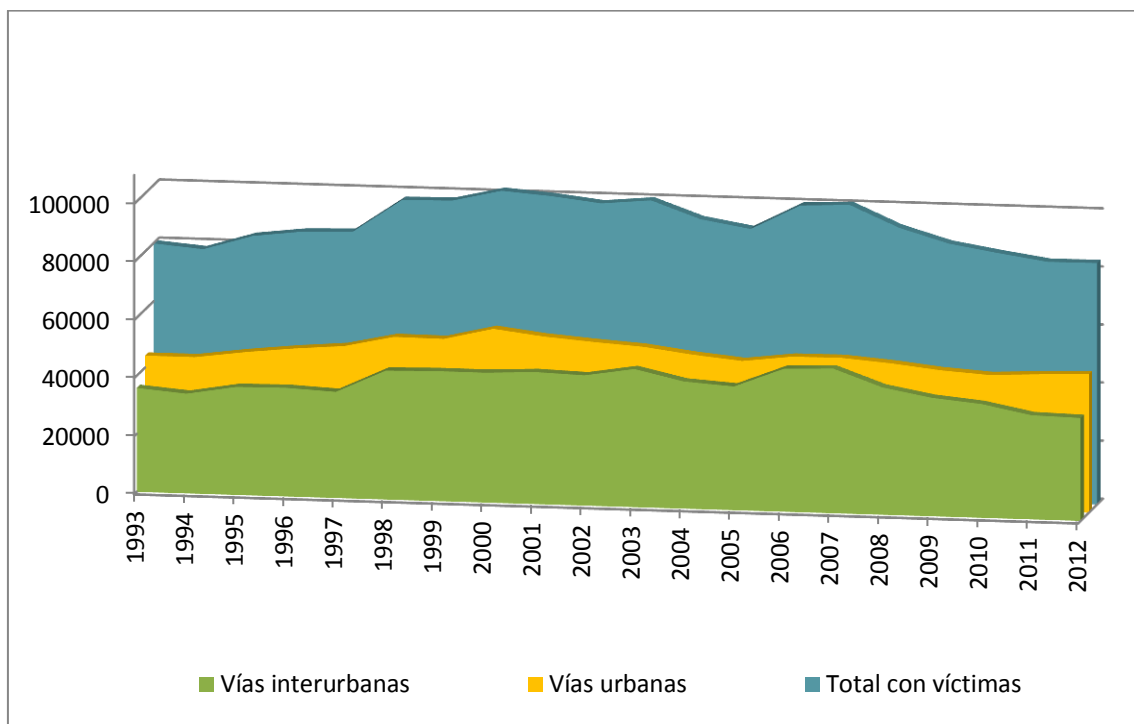


Figura 2.1 Accidentes con víctimas en España desde 1993 [1]

En el gráfico de la *Figura 2.1* se aprecia que el número de accidentes con víctimas (heridos y/o muertos) en el periodo estudiado se ha mantenido aproximadamente constante. Sin embargo, teniendo en cuenta el aumento del parque de vehículos (más de 30 millones en 2012) se nota una reducción entorno al 40% en la siniestralidad. Como se puede observar los

accidentes en vías urbanas son superiores a los producidos en autovías, autopistas carreteras, etc, aun siendo menor la velocidad de circulación.

La evolución de las cifras de fallecidos por accidente de tráfico con víctimas muestra (Figura 2.2) periodos diferenciados: en las décadas de los años 60, 70 y 80 se observa un incremento, de forma que en el año 1989 se produjo el pico de mortalidad por accidente de tráfico en España con 9.344 fallecidos. A partir de los 90 se observa un periodo de descenso, en cuatro años se produce una reducción del 33%. A partir del año 2004 hasta el 2012 se produce un periodo de descenso continuado.

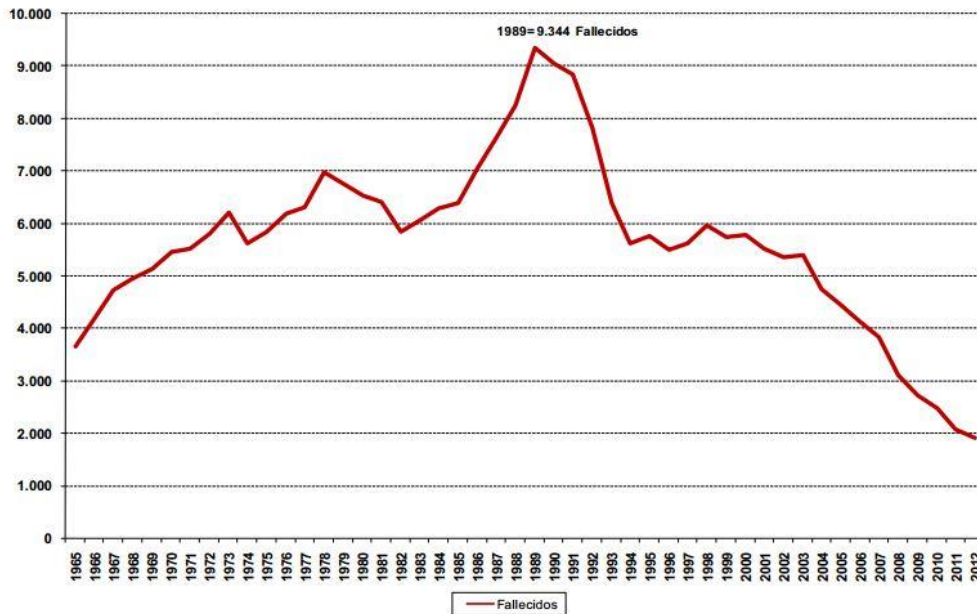


Figura 2.2. Fallecidos por accidente de tráfico. Serie 1965 a 2012. [1]

La mayoría de los accidentes se producen por despistes de los conductores, el cansancio, atender una llamada, etc., los cuales hacen que durante unos instantes la atención se desvíe de la calzada y el entorno de la misma. Por ejemplo, un simple peatón despistado que cruza fuera de tiempo, es un obstáculo en la trayectoria del vehículo. La capacidad de reacción humana es de unos segundos, desde que se visualiza el obstáculo hasta que se acciona el freno del vehículo. Por ello es importante el poder realizar un análisis del entorno de la vía en tiempo real para poder avisar al conductor o actuar sobre los sistemas de control del automóvil consiguiendo una conducción más segura.

2.2. SISTEMAS INTELIGENTES IMPLEMENTADOS EN VEHÍCULOS

En la segunda mitad del siglo XX, la formación y crecimiento de grandes corporaciones de fabricantes dio un gran impulso a la producción de vehículos tanto para el uso particular como para el transporte público y de mercancías. Como consecuencia surgió la necesidad de mejorar la seguridad de los vehículos y de la red vial, reducción del consumo energético y de los niveles de contaminación. Una de las soluciones a estos retos es una conducción más eficiente, la cual se puede conseguir con la automatización parcial o completa de los vehículos.

Las metas a alcanzar en el proceso de automatización eran, entre otras, la detección de las líneas de carril, el mantenimiento de la distancia de seguridad, la regulación de la velocidad en función de las condiciones del tráfico y de las características de la vía, la asistencia al cambio de carril al adelantar o sortear un obstáculo, la optimización de la ruta y la ayuda a la circulación.

Por ello, hace 30 años, nacieron los Sistemas de Transporte Inteligentes (*ITS = Intelligent Transport System*) con el objetivo de solucionar los problemas de movilidad de mercancías y personas.

En 1986, en Europa pone en marcha el proyecto PROMETHEUS¹. Integrado por 13 empresas fabricantes de vehículos y diversas unidades de investigación procedentes de gobiernos y universidades de 19 países. Por otro lado, Japón es uno de los países donde la seguridad vial es un problema apremiante. En este país se empezaron a desarrollar múltiples prototipos antes de la creación de la AHSRA (Advanced Cruise-Assist Highway System Research Association) en 1996. Casi al mismo tiempo, en EEUU, los estudios sobre movilidad empezaron a elaborarse en universidades, centros de investigación y compañías automovilísticas. En 1995 se creó la NAHSC (*National Automated Highway System Consortium*).

Gracias a la madurez del enfoque de las nuevas posibilidades tecnológicas, en el año 2000 comienzan a crearse los primeros productos experimentales. Dado su elevado coste, se trataba generalmente de aplicaciones militares. El incremento del interés en estos sistemas, así como la mejora de la producción integral, contribuyó a su expansión a otros ámbitos. En 2004, la DARPA₂ (Defense Advanced Research Projects Agency), una agencia dependiente del Departamento de Defensa de EEUU, organizó el primer DARPA Grand Challenge, una competición cuyo recorrido de 230 km a través del desierto de Mojave, debían ser completados por vehículos autónomos, donde el primero en completarla ganaría un millón de dólares. En esta primera edición, ninguno de los 15 participantes terminó la prueba. El vehículo diseñado por la universidad Carnegie Mellon [25], un Hummer (con coste de construcción estimado de 3 millones de dólares), fue el último en abandonar, tras haber recorrido 11,3 km.

El director de la DARPA, el Coronel Jose Negrón, auguraba subvenciones para aquellas ideas más innovadoras. La motivación final del proyecto era alcanzar el objetivo, marcado por el Departamento de Defensa, de automatizar un tercio de los transportes militares para 2015.

En 2005 se volvió a celebrar el DARPA Grand Challenge [32]. En esta ocasión, 5 de los 23 vehículos tomaron la salida llegaron a meta. El ganador fue diseñado de la universidad de Stanford (Figura 2.3), un Volkswagen Touareg equipado con cinco sensores láser en el techo para la detección de obstáculos, una cámara de vídeo a color que alcanzaba distancias de hasta 50 m. Estos medios permitieron que el vehículo completara la prueba con una velocidad media de 30,7 km/h (llegando a velocidad punta de 65 km/h). En 2007, se celebró el Urban Challenge, la última edición de la prueba hasta la fecha. En esta ocasión, los vehículos debían completar un recorrido de 96,5 km, fueron 11 vehículos participantes, los cuales además tenían que obedecer las reglas de tráfico e interactuar con otros vehículos. El ganador, un prototipo diseñado por la universidad Carnegie Mellon, fue elegido por su combinación de velocidad y estilo de conducción.



Figura 2.3 Stanley, vehículo ganador de la edición 2005 del DARPA

En los últimos años ha crecido sustancialmente el desarrollo de aplicaciones enfocadas a la tecnología de Visión por Computador, debido sobre todo a su coste reducido en relación con la cantidad de información que suministran.

2.2.1. PROYECTOS COMERCIALES

En este caso, la industria automovilística se basa en el uso de sensores, como radares, vídeo o ultrasonidos, para detectar e interpretar las inmediaciones del vehículo. Así se ayuda al conductor en distintas situaciones para hacer la conducción más cómoda. Además, estos sistemas contribuyen a la seguridad de la conducción, ayudando al conductor en situaciones críticas en las que es necesario actuar de forma rápida y segura.

A continuación, se presentan algunos de los sistemas desarrollados por los distintos fabricantes:

TEMPOMAT – MERCEDES BENZ

La firma Mercedes Benz, ha instalado en sus vehículos el sistema “Tempomat” [2], el cual ayuda al conductor a mantener la distancia de seguridad con el vehículo de delante. Estando conectado a un servofreno de emergencia, para que cuando los sensores de radar detecten peligro de colisión por alcance y el conductor pisa el freno, el sistema BAS PLUS pone a disposición de frenado la presión adecuada en función de la situación, (ver *Figura 2.4*). Si el conductor no pisa el pedal del freno, se emiten advertencia ópticas y acústicas. Si no se detecta reacción a tiempo del conductor, se inicia un frenado autónomo para evitar la colisión.



Figura 2.4. Situación de los sensores de ayuda a la conducción de un Mercedes-Benz

FORD ACTIVE VISION

Por otro lado la marca Ford, ha desarrollado mejoras basadas en la visión (*Ford Active Vision*) [3], el nuevo modelo de Ford Focus, posee un sistema de cámara digital delantera detrás del espejo retrovisor, el cual ofrece asistencia al conductor, mediante una serie de innovaciones tecnológicas.

Una de ellas es la detección del cambio de carril involuntario. En caso de estar en una carretera con las líneas que la delimitan perfectamente visibles, estas son captadas por las cámaras y se avisará si se realiza un cambio de carril involuntario. Es decir siempre que no detecte la activación de intermitente y siempre que circulemos por encima de 60km/h, ya que si la velocidad es inferior interpretará que conducimos por ciudad.

Otra de las tecnologías, es la asistencia de mantenimiento de carril. El vehículo detectará cuando se rebasa la línea continua de la carretera y nos dirigimos al arcén de la misma. El ordenador central intentará redirigir el vehículo al centro del carril de manera suave si el conductor no hace nada para volver al carril. Esto significa que el ordenador tomará el control total, desactivándose el sistema si se acciona el intermitente o se ejerce una fuerza al volante evitando que gire.

La tercera tecnología que nos ayuda en nuestra conducción es la monitorización de conducción segura. A velocidades superiores a los 65 km/h, el sistema controla la posición relativa del vehículo con respecto a las líneas de carril de la carretera. El sistema detecta los movimientos laterales típicos del vehículo cuando el conductor está adormecido o sus niveles de concentración disminuyen (*Figura 2.5*).



Figura 2.5. *Funcionamiento sensores Ford*

Si durante unos 7-8 minutos se detecta que el nivel de concentración ha disminuido se dispara un sistema de aviso en dos pasos. Primero se muestra un mensaje de aviso en el panel de instrumentos, junto con un pitido audible. Si aun así el conductor sigue mostrando un comportamiento errático, el pitido se mantendrá hasta que el conductor lo reconozca pulsando "Ok" en el panel del vehículo. Además el sistema reconoce señales de tráfico que aparecen en la carretera. Podremos ver en todo momento la velocidad máxima permitida dentro de la vía por la que estemos circulando y configurar el sistema para que se muestre esta información cada vez que rebasemos la velocidad máxima permitida en la vía.

Y la última tecnología incluida en el nuevo Ford es el control automático de luces largas. Al activar las luces del vehículo en modo automático, el sistema encenderá o apagará las luces según la luminosidad exterior. Si se circula de noche por una vía fuera de poblado, escasamente iluminada, el ordenador de abordo encenderá por defecto las luces largas del vehículo para facilitar la visión. Si la cámara digital del vehículo detecta unas luces que se acercan de frente, automáticamente cambiará las luces largas a las cortas, volviendo a activar las largas cuando dicho vehículo que venía de frente desapareciera. Todo esto se mostrará en el panel de instrumentos.

CITY SAFETY & DAC - VOLVO

La firma Volvo ha desarrollado el "City Safety" [4] o detección de peatones en la oscuridad. Aún incluso si el conductor está acelerando y se produce la presencia de un peatón o un animal en la calzada, el automóvil avisa con señales luminosas y acústicas de la situación y si el conductor no reacciona, el vehículo frenara solo para evitarlo. El software desarrollado permite diferenciar entre peatones y animales, destacando que en el caso de los animales, es imposible predecir su reacción frente a una posible colisión (*Figura 2.6*).



Figura 2.6. Percepción del entorno por el sistema City Safety

Otro sistema desarrollado por Volvo es el DAC (Driver Alert Control) [5], el cual evalúa el impacto que la fatiga o distracción tiene en los movimientos del vehículo a través de una cámara, una serie de sensores y una unidad de control. La cámara, detrás del espejo retrovisor interior, mide la distancia entre las marcas de carril de carretera y el vehículo, mientras que los sensores monitorean los movimientos del vehículo. Si la unidad de control evalúa que hay un alto riesgo, el sistema hará una señal acústica y un símbolo de la taza de café aparecerá en la pantalla de información del vehículo en el cuadro de mandos (*ver Figura 2.7*).



Figura 2.7. Aviso del DAC en el cuadro de mandos

BMW – CONNECTED DRIVE

BMW incorpora a sus vehículos sistema de asistencia a la conducción denominado “Connected Drive” [6], dentro de este se encuentran:

- El asistente de Retenciones, ayuda al conductor cuando la conducción se vuelve monótona por una autopista debido al tráfico denso, el cual hace que no se superen velocidades de hasta 40 km/h, el sistema permite "dejarte llevar" con el resto del tráfico y el conductor permanezca relajado en una retención. Mantiene de forma automática la distancia deseada respecto al vehículo que circula delante, regula la velocidad con independencia, incluso frenando hasta detener el vehículo, y comparte activamente la dirección. Así el vehículo es capaz de ayudar a permanecer en tu carril, siempre que el conductor mantenga al menos una mano en el volante.
- El control de cruceo con función Stop&Go. Con aviso de aproximación basado en radar y función de freno, proporciona una ayuda muy útil en todo momento al conductor. Los sensores por radar examinan constantemente la calzada, adaptando la velocidad y manteniendo la distancia con el vehículo que circula delante. Cuando la carretera vuelve a estar despejada, el sistema acelera automáticamente. Si el control de cruceo no está activado y el vehículo situado delante frena bruscamente, primero avisa al conductor con una señal óptica y después con una señal acústica. Si el conductor no responde frenando, el vehículo reaccionará y frenará solo.
- Aviso de salida del trayecto, cuenta con aviso de aproximación basado en una cámara que registra las marcas del carril a una distancia de 50 metros y a velocidades superiores a unos 70 km/h. En cuanto se circula sobre las marcas de carril a derecha e izquierda sin accionar los intermitentes, el sistema te advierte con una suave vibración del volante. El aviso de aproximación basado en cámara detecta los vehículos que circulan delante y avisa si la distancia se reduce en exceso o si existe riesgo inminente de colisión. Así el conductor podrá reaccionar a tiempo y evitar accidentes. Además cuando otro vehículo se aproxima a gran velocidad por detrás o está en un ángulo muerto, el sistema de abordaje permite al conductor evaluar correctamente la situación. Si ya hay un vehículo en el carril contiguo, los sensores por radar avisan por medio de un símbolo en el retrovisor exterior. Si entonces se activa el intermitente, el volante vibra y el símbolo parpadea, como se muestra en la *Figura 2.8*.



Figura 2.8. Sistema de a bordo de los vehículos BMW [7]

- En una situación crítica, el sistema de protección activa pone en marcha diferentes medidas para proteger a los ocupantes del vehículo, como tensar los cinturones de seguridad, poner los asientos en posición vertical, cerrar las ventanillas y el techo solar. Después de un accidente, el sistema de frenada automática detiene el vehículo, previniendo así o reduciendo la probabilidad de que se produzcan colisiones posteriores. Además, el asistente de mejora de la atención recomienda una pausa en cuanto detecta síntomas de cansancio para evitar desde un primer momento que se produzca una situación peligrosa (Figura 2.9).



Figura 2.9. Sistema de protección activa de BMW.[7]

- Por último, con el sistema de "Night Vision" con "Dynamic Light Spot", mediante una cámara térmica (infrarroja), se muestran personas o animales en la oscuridad, mostrándonos esta información en el display. Y un faro de gran potencia los ilumina selectivamente, para tener así visibilidad sobre de ellos.

DRIVERLESS CAR - GOOGLE

Aún en un campo experimental, pero a la vez más avanzado se encuentra el sistema diseñado por Google, el “Driverless car” [8]. Un vehículo capaz de conducir de forma autónoma. Los prototipos ya han conseguido recorrer cerca de 300.000 kilómetros por ciudad, carreteras muy transitadas y carreteras de montaña, con la intervención ocasional de un ser humano.

El corazón del sistema es un láser que se encuentra en la parte superior del vehículo (LIDAR o radar de luz), que proporciona un mapa detallado en 3D de todo lo que se encuentra alrededor del vehículo. El LIDAR que emplea Google es el Velodyne HDL-64E S2, de alta definición, que posee 64 rayos láser y gira sobre sí mismo 360° de manera permanente hasta a 900 vueltas por minuto para monitorizar todo el entorno del vehículo, con 1,3 millones de puntos por segundo. El vehículo también tiene otros sensores, los cuales incluyen: cuatro radares, montados en el parachoques delantero y trasero que permiten al vehículo “ver” lo suficiente como para poder lidiar con el tráfico rápido en las autopistas, una cámara, situada cerca de la parte trasera de espejo retrovisor, que detecta los semáforos, además dispone de un GPS y una IMU (Unidad de Medición Inercial), que determinan la ubicación del vehículo y realizan un seguimiento de sus movimientos.

La imagen tridimensional que construye el LIDAR alrededor del vehículo, tiene un alcance de 50 m para el pavimento y de 120 m para vehículos y árboles (ver *Figura 2.10*).

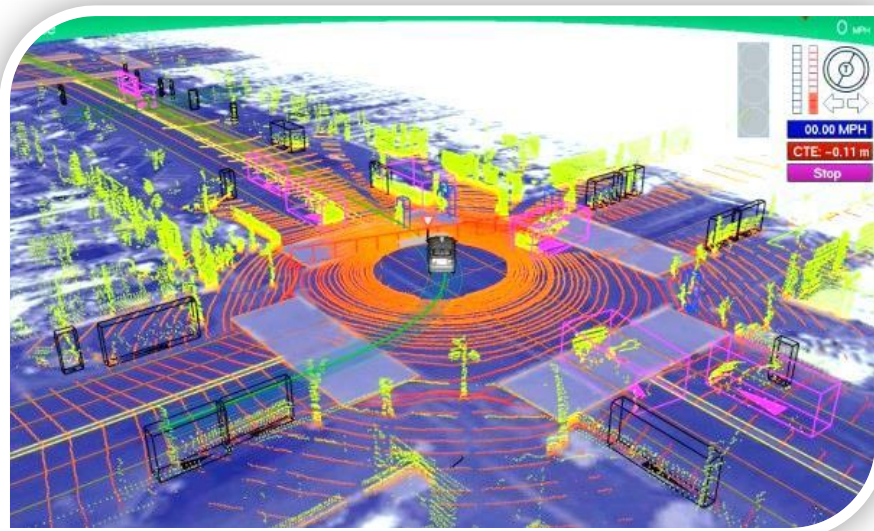


Figura 2.10. Imagen tridimensional construida por el LIDAR, sobre el entorno que le rodea.

La tecnología de posicionamiento de satélites presenta un cierto margen de error, el cual no se admite para la conducción urbana. Para compensar esto, el vehículo de Google cuenta con sensores en la parte delantera y trasera, así como un dispositivo láser (Velodyne) descrito anteriormente, los cuales unidos a la información de las cámaras de vídeo, es procesado por el ordenador central el cual compara los datos con los obtenidos de la aplicación “Google Street View”. Mediante un sistema de inteligencia artificial toma las

decisiones en cuanto a dirección del origen y destino del vehículo o velocidad. Por último el vehículo también incorpora un codificador en la rueda trasera izquierda, que mide con precisión la distancia recorrida, ayudando así a determinar la ubicación correcta del vehículo y los movimientos realizados por el mismo.

Los primeros prototipos (6 Toyota Prius y un Audi TT) [9] cuentan con un sistema que permite al acompañante humano tomar el control, moviendo la dirección del vehículo o frenando, al igual que ocurre con los sistemas de crucero que llevan integrados los vehículos convencionales (ver *Figura 2.11*). Desde el pasado mes de Marzo de 2012, estos vehículos, son legales en el estado de Nevada (EEUU).



Figura 2.11. Imagen exterior del Driverless car de Google

Actualmente una flota de 24 Lexus RX450h (*Figura 2.12*) la cual incorpora sensores Google es capaz de circular por ciudad detectando: peatones, señales de tráfico portadas por agentes, maniobras de ciclistas, etc., siempre con un conductor al frente del automóvil para tomar el control del vehículo si fuera necesario. Aunque Google siempre ha señalado que sus vehículos no han registrado ningún accidente mientras que los vehículos han circulado automáticamente [25].

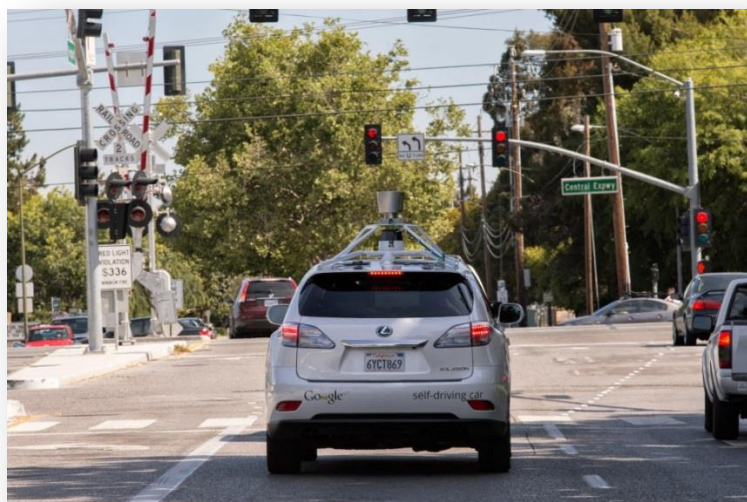


Figura 2.12 Lexus RX450h, equipado con sensores de Google

2.2.2. PROYECTOS ACADÉMICOS

VISLAB

VisLab [10], dirigido por Alberto Broggi, lleva a cabo investigaciones basadas en la visión artificial aplicada. Estas se centran en la percepción del entorno en aplicaciones vehiculares con cámaras y fusión con otros sensores. Sus investigadores contribuyen a campos como la visión artificial, procesamiento de imágenes, el aprendizaje automático, las redes neuronales, la robótica y la fusión de sensores.

En la universidad de Parma (Italia), comenzó el proyecto ARGO. ARGO era un vehículo de pasajeros capaz de percibir y analizar el entorno a través de la utilización de microcámaras, analizar la propia unidad en carreteras normales y planificar una trayectoria. Fue probado en 1998 con más de 2000 km recorridos en Italia. En esta prueba, denominada MilleMiglia, el vehículo realizó un 94 % del recorrido en el modo automático. Fue la primera prueba en el mundo para ser utilizados fuera de la plataforma y la tecnología de bajo costo (a 200 MHz PC Pentium y dos cámaras de video - telefonía de bajo costo) en condiciones normales de tráfico, el medio ambiente y el clima. Es considerado como uno de los hitos de la robótica vehiculares [11].

En 2005, un vehículo llamado TerraMax fue capaz de concluir con éxito el DARPA² Grand Challenge³, un sistema de visión de VisLab era su principal medio de la percepción. A pesar del gran tamaño del vehículo, el vehículo fue capaz de negociar diferentes terrenos y detectar los obstáculos gracias a una innovadora solución basada en un sistema trinocular que fue desarrollado por VisLab. En 2010 tras participar dos veces en las competiciones de DARPA, VisLab lanzó VIAC⁴, como una nueva forma de poner a prueba su vehículo. El Reto Intercontinental Autónoma VisLab, una prueba para el vehículo, de realizar 13.000 kilómetros de forma autónoma, desde Italia a China (*Figura 2.13*).

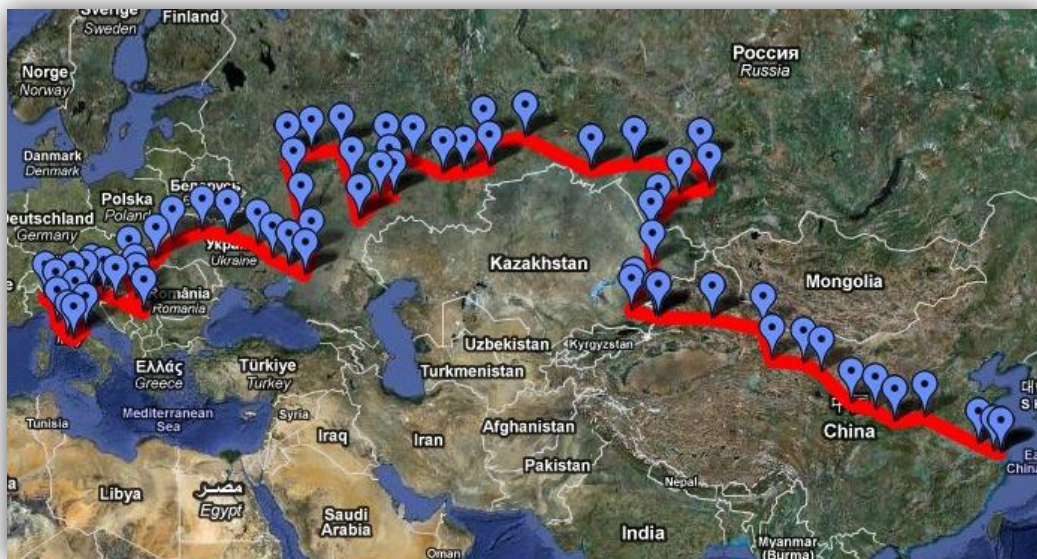


Figura 2.13. Ruta realizada por VisLab en su viaje Parma – Shanghai.

El vehículo lleva mucho equipamiento; siete cámaras, cuatro escáneres láser, un GPS y un sistema inercial. Dos cámaras frontales proporcionan una vista panorámica de 180°. Los escáneres (tres de un sólo rayo, y uno de 4 planos de escaneado) detectan obstáculos, peatones y otros vehículos, así como baches o problemas en la carretera.



Figura 2.14. Vista exterior del vehículo VisLab

El 12 de julio de 2013, VisLab probó el vehículo 'Braive' en el centro de Parma. Braive consiguió desplazarse con éxito por dos vías estrechas de carreteras rurales, semáforos, pasos de peatones, badenes, zonas peatonales y rotondas cerradas. Los ingenieros de VisLab activaron el vehículo en el campus de la Universidad de Parma y se detuvieron en la Piazza della Pilotta (centro de Parma) unos 20 minutos de trayecto ejecutados en un entorno real, con tráfico real a las 11 horas en un día de trabajo, que no requirió intervención humana.

GUIADE

El proyecto GUIADE [12] tiene como objetivo, el construir un sistema de posicionamiento y guiado de vehículos, principalmente de transporte público, el cual mejore su eficiencia energética y medioambiental, seguridad y calidad. Todo ello basado en una percepción multimodal del entorno y del propio vehículo.

Mediante la obtención de datos procedentes del BusCAN es posible acceder al estado del vehículo, aportando información acerca de este. Estos datos unidos a los obtenidos mediante visión, los cuales aportan información acerca de los vehículos de alrededor, permiten tener información tanto del propio vehículo, como de su alrededor. Además al emplear un GPS permite geo-posicionar sincronizar en todo momento estas variables. En este proyecto colaboran instituciones como el CSIC, la Universidad de Alcalá de Henares (UAH), Universidad Rey Juan Carlos I (URJC) y Albentia.

Ivvi

En la Universidad Carlos III de Madrid (UC3M), la investigación se centra en el vehículo Ivvi (Intelligent Vehicle Based On Visual Information), sirve como plataforma de investigación para el desarrollo de Sistemas Avanzados de Ayuda a la Conducción (ADAS) [13].

El vehículo utilizado de base es un Nissan Note (*Figura 2.15*), el cual dispone de cuatro módulos CPU's, ubicadas en el maletero, utilizadas para procesar la información captada por los diferentes sensores. Cuenta con un monitor, similar a un GPS, donde se muestra, en tiempo real, la posición de los obstáculos encontrados. Además, a través de los altavoces del vehículo, se emiten diversos tipos alertas. Posee diversas cámaras, dos de ellas a color, una de ellas para detectar la señalización vertical de la vía y otra para comprobar el estado físico del conductor y la atención del mismo. Una cámara de infrarrojo lejano para captar obstáculos en caso de que la visibilidad sea reducida (principalmente condiciones nocturnas).

En la luna delantera se encuentran un par de cámaras (sistema de visión binocular), dedicadas a la detección de obstáculos durante la conducción diurna. La interpretación de estas imágenes es el objetivo del presente proyecto. El sensor láser, situado en el parachoques delantero, para la detección y clasificación de peatones y vehículos. Todo ello se encuentra enlazado a un convertidor de potencia DC/AC conectado a una batería auxiliar que permite alimentar los diferentes dispositivos.



Figura 2.15 Vehículo inteligente Ivvi

3. ESTADO DEL ARTE

Desde hace poco más de una década, los sistemas de percepción basados en cámaras son una realidad. A lo largo de este capítulo se mostrarán algunos de los más interesantes acerca de la autocalibración.

3.1. MÉTODOS EXISTENTES BASADOS EN PATRONES

Existen estudios basados en una calibración *off-road* (fuera de la carretera), al ser un entorno cerrado y controlado se realiza de forma más sencilla la implementación de los algoritmos e identificación de la información más relevante.

En la universidad de Wupperta en Alemania [29], han desarrollado un algoritmo de calibración, el cual, según iniciamos el recorrido analiza unas marcas situadas en el suelo. Las cámaras las detectan como elipses y analizan las mismas, toman tramos de las elipses, calculando la relación entre las distancias a sus centros. Sobre los datos obtenidos realizan aproximaciones con un método no lineal de mínimos cuadrados.

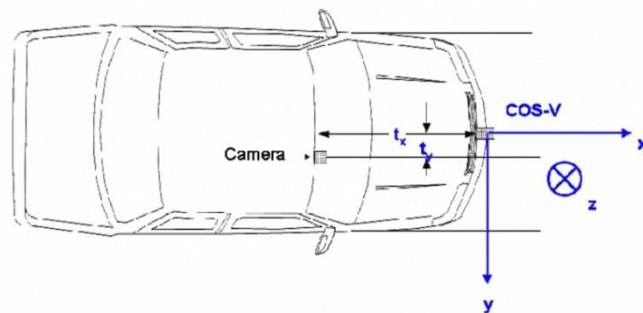


Figura 3.1. Sistema de coordenadas del vehículo y la cámara

Posteriormente se aplica un filtro gaussiano para eliminar los errores producidos por el ruido, para ello toman los datos obtenidos con las diferentes cámaras y realizan entre 20 y 500 iteraciones.

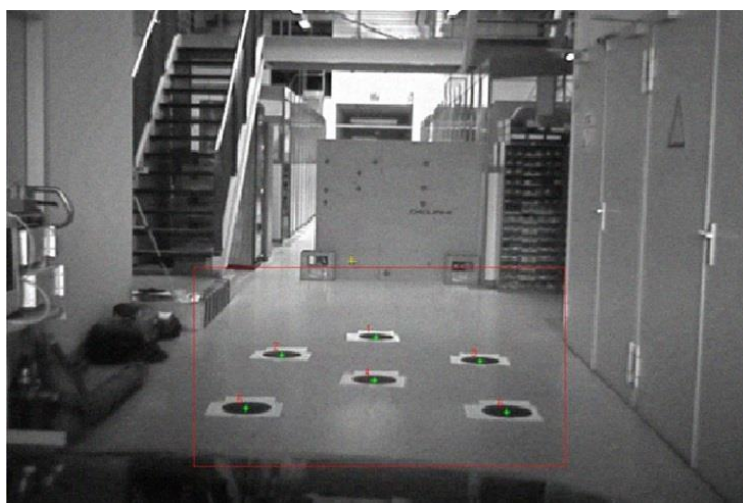


Figura 3.2. Imagen procesada con los círculos delante del vehículo [29].

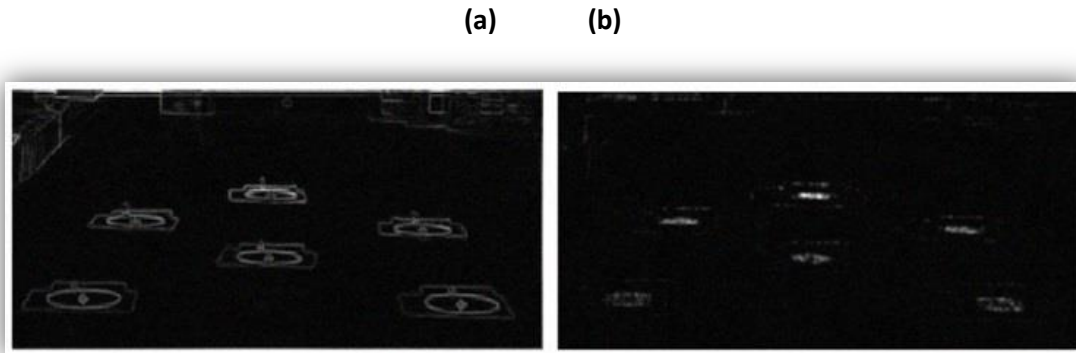


Figura 3.3. (a) Gradiente de la imagen. (b) Imagen después de aplicar filtro gaussiano.

En definitiva, este método se basa en medir distancias relativas entre puntos característicos de un patrón de calibración horizontal. Mediante las simulaciones se ha determinado que la precisión alcanzable es muy satisfactoria. En algunos casos se tiene que realizar una calibración adicional con el vehículo parado, para compensar la variación de los parámetros tales como el ángulo de inclinación y la altura. Estas variaciones de los parámetros son causados por la dinámica del vehículo en terrenos no lisos y diferentes distribuciones de los pesos o cargas.

Desde la universidad de Budapest [26], se ha diseñado un algoritmo de calibración, el cual estima la posición de la cámara, partiendo de unos pocos pares de puntos de la imagen. Para evitar depender de los errores que se produzcan en la calibración, los pares de puntos son extraídos de las imágenes obtenidas por el par de cámaras en movimiento. La posición absoluta de la cámara se obtiene mediante el cálculo de la homografía entre el plano de la imagen y los puntos de control, obtenidos de las cámaras, manteniendo estas en situación fija.

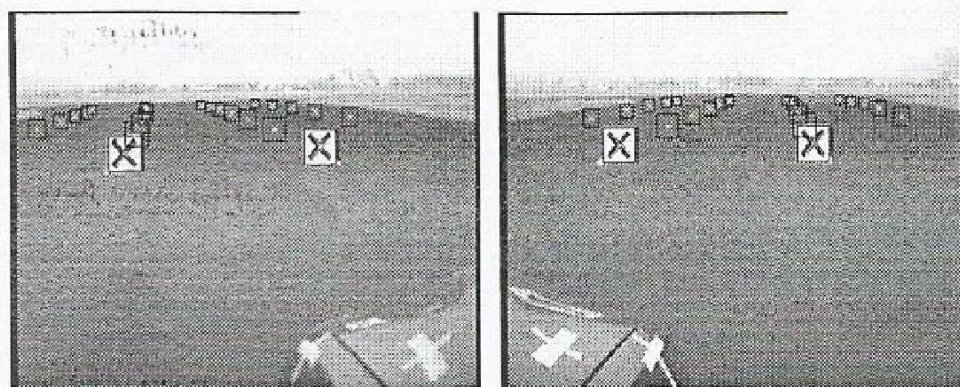


Figura 3.4. Estimación de la imagen en estéreo, marcando los pares de puntos de referencia [26].

Una vez calculada la posición de la cámara, y ya con el vehículo en movimiento, toman un gran número de puntos estables de los pares de imágenes (Figura 3.4), calculando a partir de ellos la matriz de transformación. Obteniendo así la posición más aproximada de la cámara y de la línea base. Para ello toman el plano XZ como base e introduciendo una transformación 3D a 2D, calculan por homografía la nueva imagen.

3.2. MÉTODOS EXISTENTES BASADOS EN MARCAS VIALES

Otros métodos se basan en factores que podemos encontrar en un ambiente abierto, por lo que puede ser aplicado en un ambiente no controlado, el de un vehículo circulando por una carretera convencional. El método utiliza el conocimiento anterior de los parámetros intrínsecos y extrínsecos los parámetros relativos (posición y orientación relativa) de las dos cámaras, que se calibran usando procedimientos *off-line* [28].

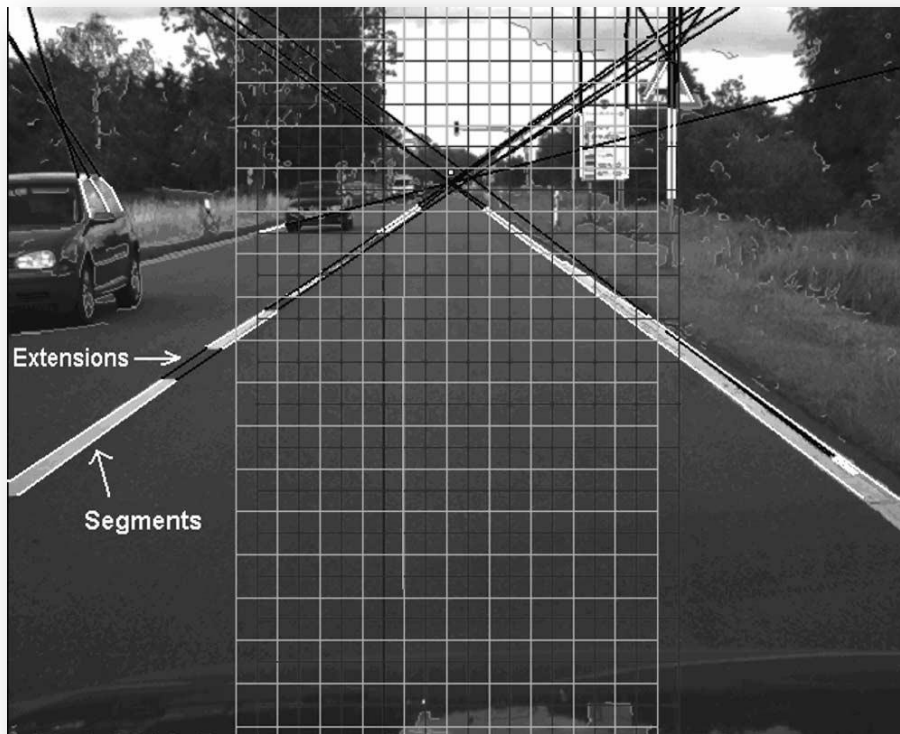


Figura 3.5. Estimación inicial del punto de fuga [28]

Uno de estos métodos [28] analiza las líneas que delimitan el carril en la calzada, es decir un plano liso y recto. Toman puntos de estas líneas y prolongan sus trayectorias, donde estas se cruzan determina el punto de fuga, como se puede ver en la *Figura 3.5*. Después se realiza un filtrado de los puntos (3D) de ruido. A partir de los vectores normales del mundo y los ejes de coordenadas del sistema, se estima el sistema de coordenadas de la cámara mediante el ajuste de datos 3D, es decir partiendo del conocimiento de los valores aproximados del ancho de estas líneas que delimitan y el punto de desvanecimiento. Se trabaja con las imágenes de la cámara de la izquierda en 2D y aplicándole una matriz de translación y rotación a la de la derecha de igual forma pero con su coeficiente de correlación correspondiente. Se proyectan los segmentos de carril marcado en planos del eje del par estéreo (*Figura 3.6*). Posteriormente reconstruyen el sistema 3D, ya rotado y girado. Este método nos proporciona datos de la altura y la orientación de las cámaras estéreo que están en relación con el sistema de coordenadas del mundo.

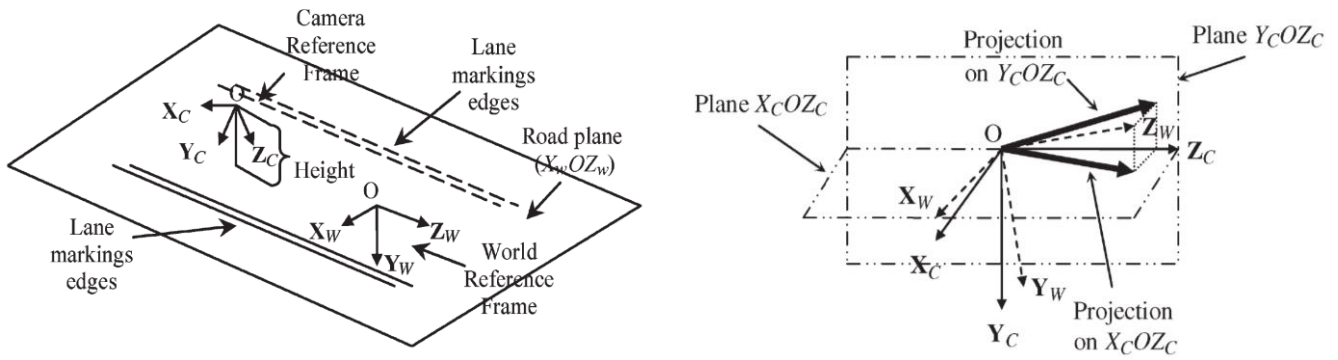


Figura 3.6 Visión en conjunto de la escena y proyección de los segmentos de carril marcado en planos de la cámara (par estéreo) [28].

En la universidad Tecnológica de Eindhoven [25], se realizó la comparativa entre algoritmos de estimación de los parámetros extrínsecos de la cámara estero a bordo de un vehículo. Establecen una relación entre los puntos en 3D de con los de la imagen en 2D mediante una serie de parámetros intrínsecos, este cambio lo encapsulaban en un vector 'w', el cual depende de la disparidad y la posición. Utilizan dos métodos para resolverlo, uno de ellos es la minimización de Levenberg-Marquardt, el otro es mediante un algoritmo diferencial de evolución, iterando hasta obtener la que mejor se ajusta.

En Alemania (J. Civera) [30], ha desarrollado un algoritmo que sin calibración previa es capaz de calcular los parámetros intrínsecos de la cámara, únicamente supone que la inclinación (pitch) es cero. Analiza las coincidencias entre las imágenes a lo largo de la secuencia de calibrado, de ellas obtiene unos parámetros iniciales de los cuales obtiene una reconstrucción proyectiva. Para refinar esa estimación inicial, utilizan una combinación secuencial de filtros de gaussianas, a mayor número de gaussianas disminuye la incertidumbre, favoreciendo la linealidad. Este filtro gaussiano divide todo el rango no lineal en trozos casi lineales y los analiza, obteniendo datos que se asemejen más a la realidad.

Desde la Universidad Autónoma de Barcelona [25], el enfoque propuesto consta de dos etapas. Inicialmente, los datos 3D se mapean sobre el plano YZ, donde seleccionan los puntos candidatos a pertenecer a la carretera.

En segundo lugar, aplicando mínimos cuadrados basados en RANSAC⁵ se estiman los parámetros del plano de la carretera, que se ajusta a los puntos candidatos.

Por último, la posición de la cámara y orientación se calcula directamente. Debido al movimiento, los parámetros de la carretera y de la cámara se calculan y actualizan continuamente. Para calcularlos se repiten los siguientes pasos K veces:

- Dibuja una submuestra aleatoria de 3 puntos en 3D diferentes del conjunto de puntos pertenecientes a la carretera.
- Para esta submuestra se calculan los parámetros del plano.

- Para esta solución, calcular el número de 'inliers', utilizando $\pm 5\text{cm}$ como un valor umbral fijo.
- Elije la solución que tiene el mayor número de 'inliers'.
- Ajustar los coeficientes (a, b, c), teniendo en cuenta sus correspondientes 'inliers', utilizando mínimos cuadrados.
- En caso de que el número de 'inliers' sea menor que 10% de la cantidad total de puntos contenidos en el conjunto que pertenece a la carretera, esos parámetros de plano se desechan y tomamos los anteriores.
- Por último, la altura de la cámara (h) y el cabecéo (θ), son fácilmente obtenibles mediante las ecuaciones (3.1) y (3.2):

$$y = h = 1/\sqrt{a^2 + b^2 + c^2} \quad (3.1)$$

$$\theta = \tan^{-1}(c/b) \quad (3.2)$$



Figura 3.7. Ilustraciones de dos escenarios diferentes: carretera plana y cuesta arriba

La técnica podría utilizarse indistintamente para entornos urbanos o de carretera, ya que no se basa en una extracción específica de características visuales de tráfico.

Por último en la Universidad Carlos III de Madrid [27], han desarrollado un sistema el cual analiza los bordes de la carretera. Si utilizan una única cámara, parten del conocimiento previo de la altura para obtener los parámetros intrínsecos y de lo que se desplaza el vehículo entre 2 imágenes.

Cuando trabajan con un par de cámaras estéreo, solo es necesario analizar un fotograma en un tramo recto y plano de una carretera con la transformada de Hough, y se utiliza como patrón de calibración. En primer lugar, capturamos una imagen con las dos cámaras, se detectan los píxeles correspondientes a los bordes de la carretera y estos se extraen mediante Hough.

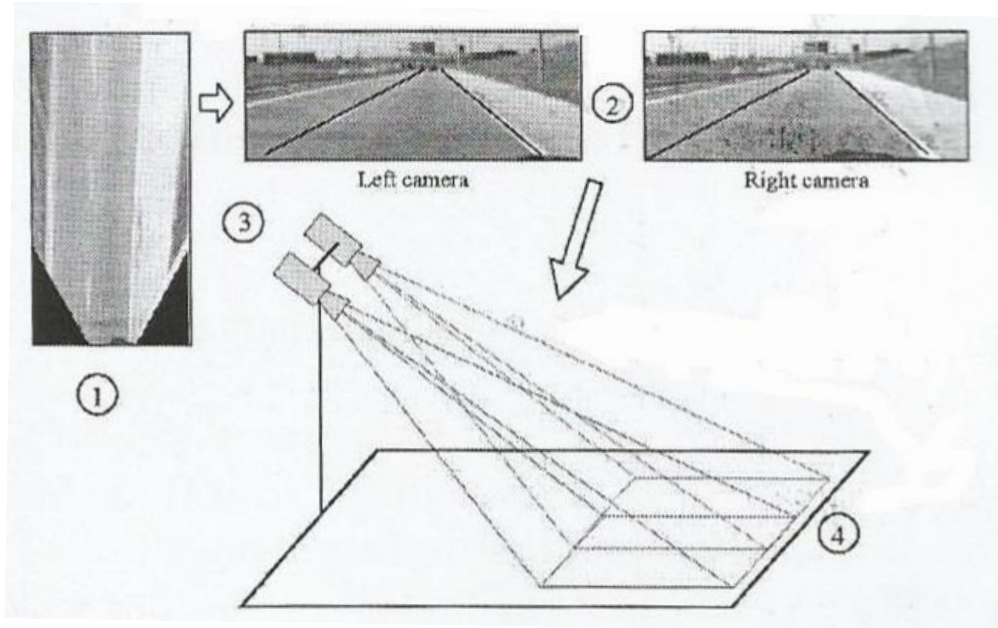


Figura 3.8. Descripción del algoritmo.

Posteriormente, un algoritmo genético busca los parámetros de altura, inclinación y giro del sistema de visión (Figura 3.8). Si parámetros extrínsecos son correctos, verdaderos, la imagen proyectada desde ambas cámaras sobre el plano del suelo debe ser idéntica, pero si los parámetros son incorrectos, a continuación, las líneas de la carretera no coincidirán, ni sean paralelas. Mediante un algoritmo genético se trata de encontrar un conjunto de parámetros extrínsecos que haga que la imagen obtenida de la cámara derecha e izquierda sea coherente. Para ello, todas las líneas de la carretera deben ser completamente paralelas y las líneas de la carretera proyectadas desde la cámara derecha coincidan con las líneas proyectadas por la cámara izquierda. El usuario debe ejecutar este algoritmo sólo una vez, a menos que el sistema de visión se sustituye o se vuelve a instalar en una posición diferente.

En otro caso diferente Labayrade, desarrolla un algoritmo el cual es capaz de determinar los parámetros extrínsecos de la situación del sistema estéreo a partir de imágenes tomadas por un vehículo durante la conducción del mismo tomando como referencia el borde de la calzada, es decir calculando el *road profile*. Partiendo del concepto en el que la carretera es modelada como un plano. Obtenemos el *v-disparity* y a partir de él y mediante la transformada de Hough se obtienen los valores de los parámetros extrínsecos. Para calcular el *pitch* y el *roll* que más se ajustan a la realidad, se realizan estimaciones de pitch y roll entorno a los valores obtenidos, tomando el que mejor se ajuste por mínimos cuadrados.

3.3. MÉTODOS EXISTENTES BASADOS EN GEOMETRÍA DEL SUELO.

Para los transportes agrícolas, Qi Wang, Qin Zhang y Francisco Rovira-Mas [25], han desarrollado un método en el cual se establece el origen de coordenadas de la cámara y del suelo sobre el que trabaja, como se muestra en la *Figura 3.9*. Crea los planos perpendiculares a cada uno de esos ejes y los compara con los ejes de referencia en el suelo, basándose en puntos característicos del terreno. De este modo se obtiene el *pitch* y el *roll*.

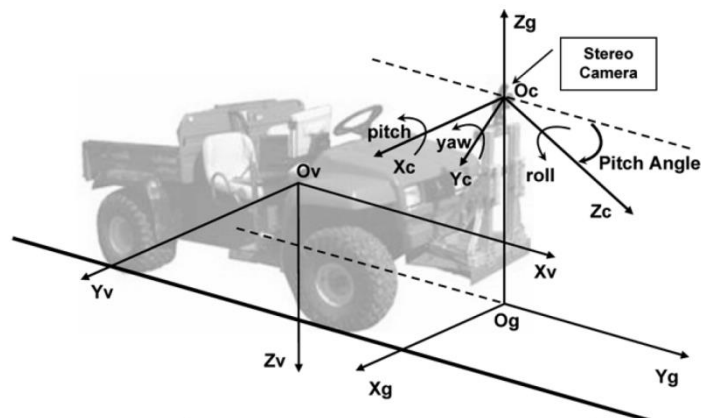


Figura 3.9. Modelo de coordenadas de la cámara y del plano de referencia.

Una vez con el vehículo en movimiento y como este ha recorrido aproximadamente unos 10 metros, se obtiene el *yaw*. Los errores no son muy elevados debido a la baja velocidad con la que se mueve el vehículo, por lo que la variación entre frames es muy baja.

Cuando nos encontramos en un ambiente de selva, no hay ninguna característica distintiva del suelo, como podrían ser los bordes o líneas de la carretera. Por lo que el *road profile* se mezcla con diferentes obstáculos. Tampoco se el tamaño de la superficie que ocupa, por lo que puede no haber suficientes píxeles para extraer la línea de correlación del plano del suelo. Desde la universidad de Tunku Abdul Rahman de Malasia [32], han desarrollado un método el cual convierte al espacio HSV de color la mitad inferior de la imagen con la que trabajan. De ella agrupan las partes de la imagen basándose en la tonalidad, saturación y disparidad. En el perfil de correlación del suelo la pendiente es menor en comparación con el perfil de los obstáculos, debido al cambio lineal de la disparidad en el plano del suelo. La mayoría de los obstáculos tienen un valor de desigualdad similar son respecto a la distancia a la cámara (*Figura 3.10*).

Posteriormente se obtiene el v-disparity de los grupos de imágenes, calculan la recta de regresión lineal, de la cual extraen el perfil del terreno y el plano del suelo.

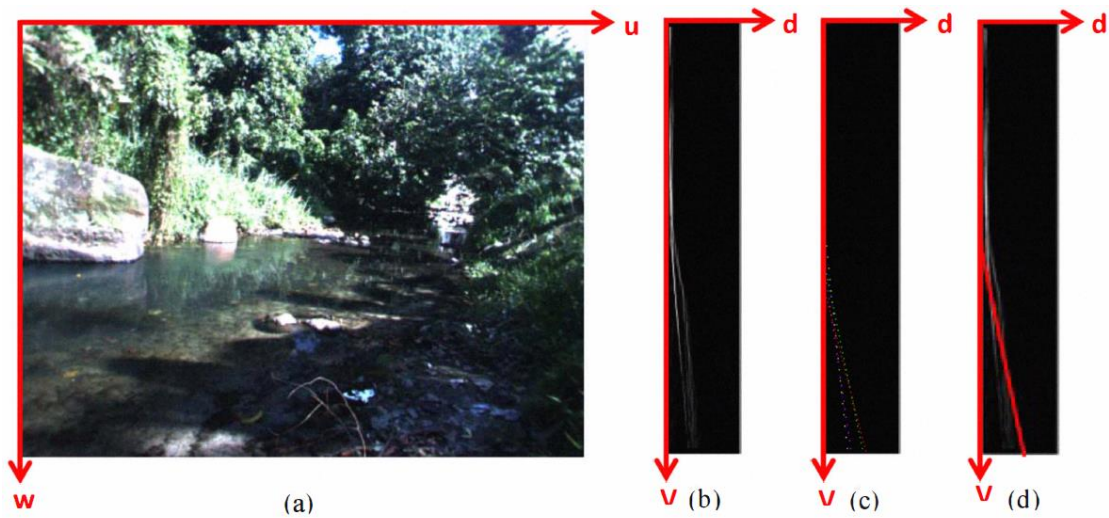


Figura 3.10. (a) Imagen de la escena, (b) v-disparity, (c) candidatos a ser la línea de correlación del suelo, (d) extracción de la línea de correlación del suelo.

Este método ha dado buenos resultados, aunque en el caso de que por ejemplo, tengamos un lago de agua al mismo nivel que el suelo y en tonos muy parecido debido a reflejo, se dificulta la tarea (Figura 3.11).

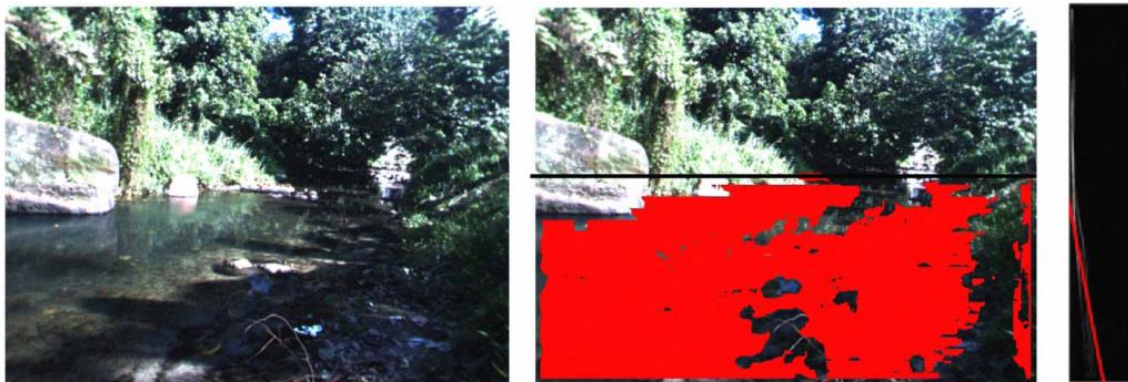


Figura 3.11. (a) la escena de muestra. (b) asignación de rojo a los píxeles de tierra, (c) el perfil de correlación baja en v-disparity de la imagen.

4. FUNDAMENTOS TEÓRICOS

En este trabajo se va a realizar una comparativa de algoritmos de autocalibración de los parámetros extrínsecos de un sistema estéreo.

Los algoritmos implementados en este proyecto calcularán los datos de altura (h), pitch (θ) y roll (ρ) del sistema estéreo. Para estimar estos parámetros se hará uso del mapa de disparidad.

En este capítulo se realiza una breve descripción de los fundamentos teóricos que se han utilizado a lo largo del proyecto.

4.1. PRINCIPIOS ÓPTICOS

En el siguiente epígrafe se introducen los conceptos ópticos necesarios para el proceso de captación de imágenes.

4.1.1. LENTES DELGADAS

Cuando se produce la captación de una imagen por una lente, los rayos reflejados por el objeto inciden en la lente, aquellos que lo hacen de forma perpendicular al eje de la lente, esta los concentra en un único punto fijo, foco, situado a una distancia f (distancia focal) de la misma, tal y como se observa en la *Figura 4.1*. El eje óptico es la línea imaginaria que recorre los centros (focos) de un sistema óptico y forma ángulo recto con el plano de la imagen y con el eje de la lente. La luz que recorre el eje óptico no se refracta y por lo cual se encuentra libre de distorsiones[14] y [15] .

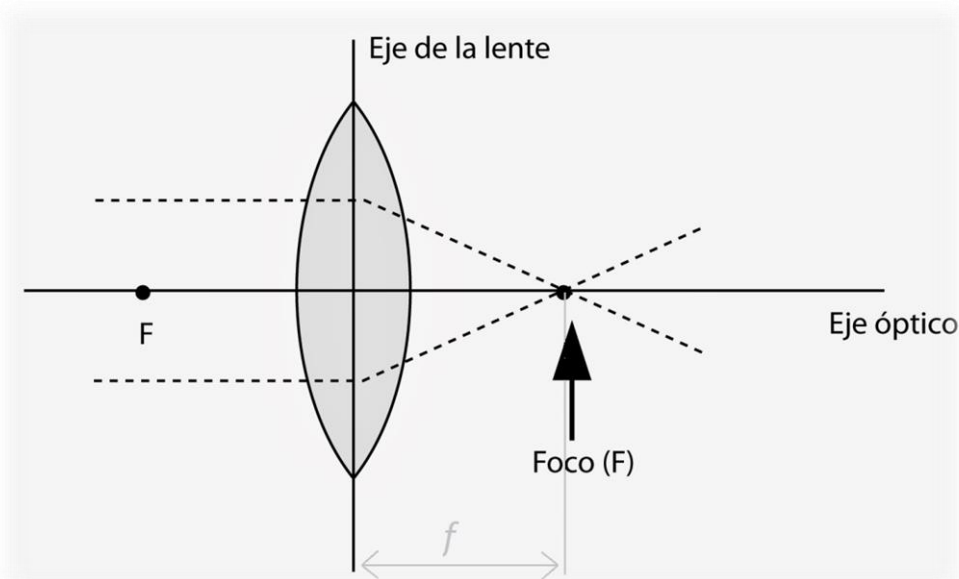


Figura 4.1. Modelo de lente delgada

4.1.2. MODELO DE LA CÁMARA PIN-HOLE

El modelo *pin-hole*, reduce la óptica de una cámara que no posee lente, a un solo punto situado a una distancia focal de la imagen (*Figura 4.2*). Este método era utilizado en las primeras cámaras, las cuales se reducían a una caja cerrada, con un pequeño orificio por donde entra la luz, proyectando la imagen invertida en el otro extremo de la caja, como se ve en la *Figura 4.3*.

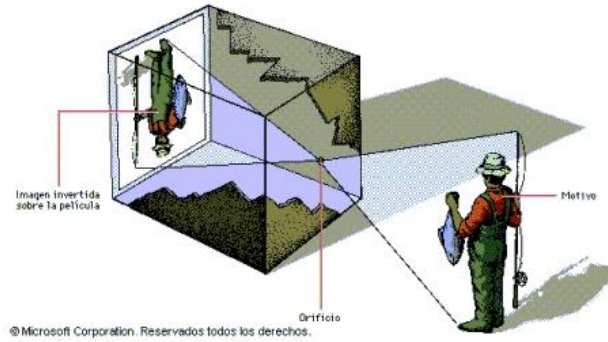


Figura 4.2. Cámara *pin-hole*

Figura 4.3. Modelo de *pin-hole*

Este modelo de cámara es de gran interés para poder entender como relacionar la posición de un punto del mundo $P(X,Y,Z)$ con el sistema óptico de la cámara (u,v) ayudándonos en la *Figura 4.4*, esta relación se establece mediante las ecuaciones (4.1) y (4.2).

$$u = \frac{f}{Z}X \tag{4.1}$$

$$v = \frac{f}{Z}Y \tag{4.2}$$

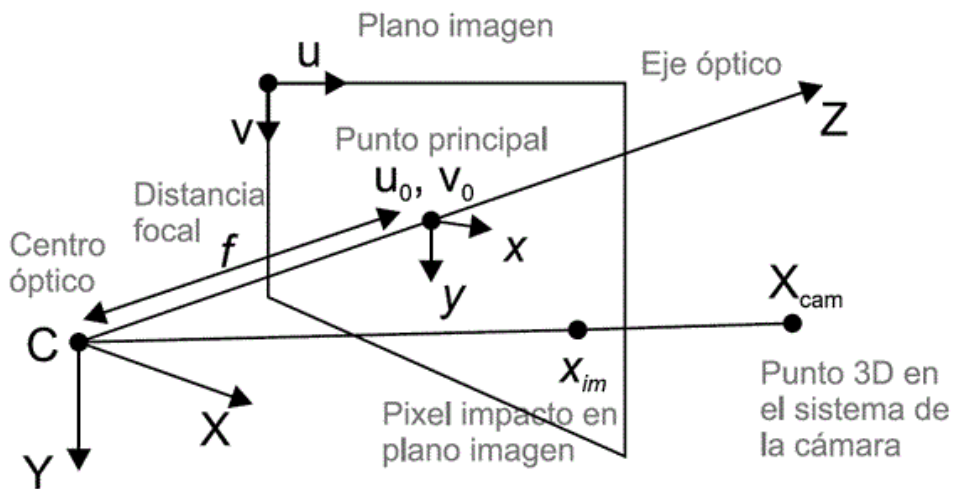


Figura 4.4. Parámetros Del modelo *pin-hole*

4.1.3. VISIÓN ESTEREOSCÓPICA

La visión estereoscópica o visión binocular, es aquella en la que se utilizan los dos ojos conjuntamente. Creando el campo de visión binocular, en el cual se superponen las imágenes de ambos ojos para crear una sola imagen que nuestro cerebro interpreta tridimensionalmente y nos proporciona percepción de profundidad (*Figura 4.5*).

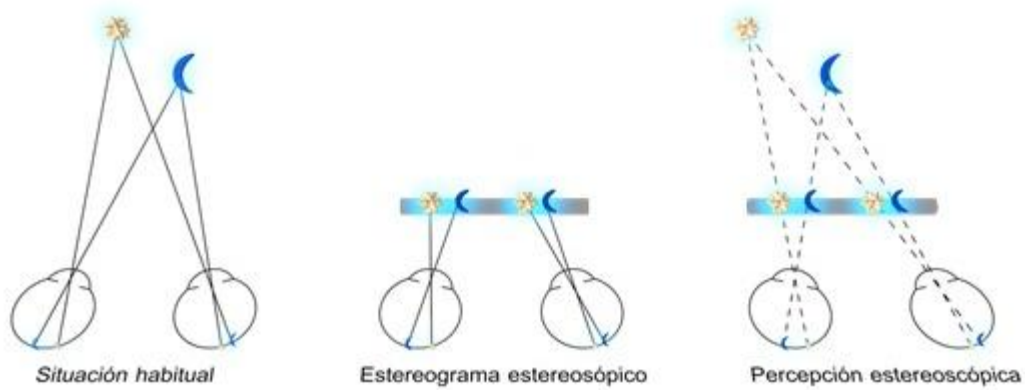


Figura 4.5. Esquema visión estereoscópica.

Para conseguir digitalmente estas *imágenes* se utilizan tres sistemas:

- Cámara especial con dos objetivos, las denominadas cámaras estereoscópicas, las cuales intentan imitar este comportamiento, utilizando dos objetivos los cuales se encuentran separados estratégicamente. Ambas captan la fotografía en el mismo instante, aunque con ángulos distintos. Un ejemplo la cámara de la *Figura 4.6*.



Figura 4.6. Primera cámara estereoscópica Kodak con dos objetivos

- Dos cámaras iguales juntas y con captura sincronizada Se utilizan para paisajes a partir de tres metros (*Figura 4.7*).
- Una cámara que desplazamos para obtener dos fotografías. Empleado en elementos estáticos, paisajes lejanos y macrofotografía.

Estas cámaras tienen que respetar varias normas, como la separación de los objetos respecto a la proximidad o lejanía del tema fotografiado, la relación de convergencia de los objetivos.[16]

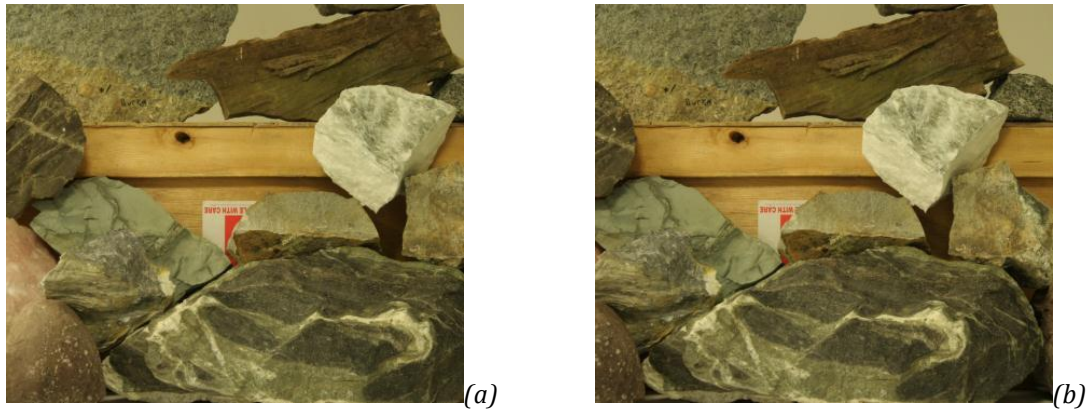


Figura 4.7. **(a)** Imagen original estereoscópica izquierda; **(b)** Imagen original estereoscópica derecha. Como se puede observar únicamente aparece un ligero desplazamiento horizontal debido a la posición de las cámaras.

4.1.4. GEOMETRÍA DEL SISTEMA ESTEREOSCÓPICO

Un sistema convencional está formado por un par de cámaras, cuyos ejes ópticos (Z_I y Z_D) son paralelos y separados por una distancia horizontal que se denomina *baseline*, en la *Figura 4.8* se identifica con el parámetro b . Las cámaras tienen sus *ejes ópticos* perpendiculares a la línea base y sus *líneas de exploración o epipolares* paralelas a la *baseline*. Las líneas epipolares son líneas que unen un mismo punto en la escena en las imágenes izquierda y derecha.

Como se puede ver en la *Figura 4.8* en este sistema de ejes ópticos paralelos, el desplazamiento entre los centros ópticos de las dos cámaras es horizontal, esto se traduce en el hecho de que las imágenes de un punto determinado de la escena captado por ambas cámaras difiere solamente en la componente horizontal. La *Figura 4.8* muestra la geometría de un par de cámaras en estéreo, representadas por sus modelos puntuales con sus planos imagen, I_I e I_D reflejados sobre sus centros de proyección, O_I y O_D , respectivamente.

El origen del sistema de coordenadas de referencia (mundo) está en O , siendo la longitud focal efectiva de cada cámara f , y la línea base b como ya se ha definido anteriormente. Los ejes de coordenadas del mundo X , Y y Z se sitúan entre los ejes de ambas cámaras. Como consecuencia de la geometría de la imagen se obtiene la denominada *restricción epipolar*, que ayuda a limitar el espacio de búsqueda de correspondencias, de manera que en el sistema de ejes paralelos convencional todos los planos epipolares originan líneas horizontales al cortarse con los planos de las imágenes. En un sistema con la geometría anterior se obtiene un valor de disparidad d , para cada par de puntos emparejados $P_I(x_I, y_I)$ y $P_D(x_D, y_D)$ dado por $d = x_I - x_D$. [17]

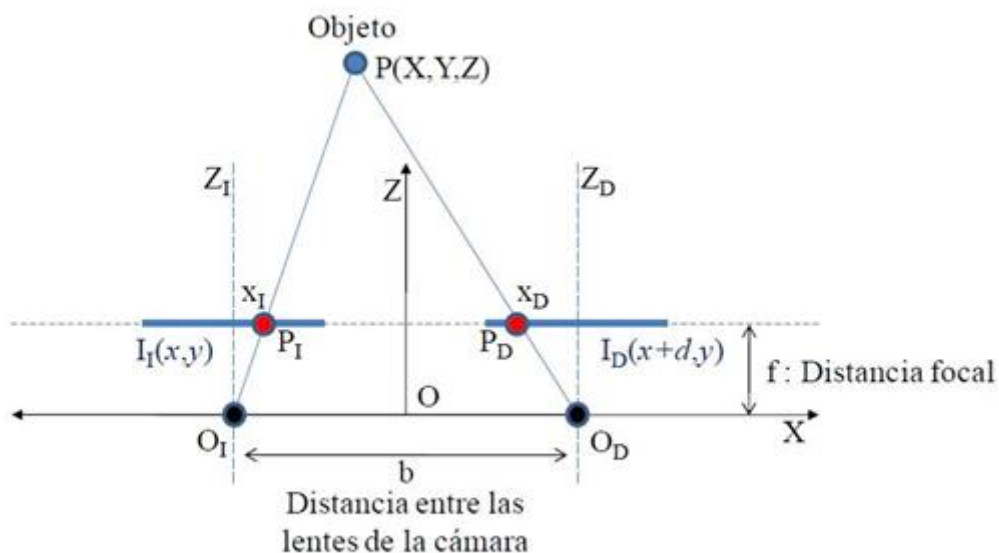


Figura 4.8. Geometría del sistema de estereovisión

4.1.5. OBTENCIÓN DE LA DISTANCIA O DISPARIDAD

Considerando una relación geométrica de semejanza de triángulos, las coordenadas del punto dado $P(X,Y,Z)$ pueden deducirse fácilmente sin más que observar la *Figura 4.8*, obteniendo los resultados dados por la ecuación (4.3) que cuando se utiliza esta geometría, la profundidad Z , es inversamente proporcional a la disparidad de la imagen y para una profundidad dada, a mayor b mayor d .

$$\left. \begin{array}{l} O_I: \frac{\frac{b}{2} + X}{Z} = \frac{x_I}{f} \\ O_D: \frac{\frac{b}{2} - X}{Z} = \frac{x_D}{f} \end{array} \right\} \begin{array}{l} x_I = \frac{f}{Z} \left(X + \frac{b}{2} \right) \\ x_D = \frac{f}{Z} \left(X - \frac{b}{2} \right) \end{array} \left. \vphantom{\begin{array}{l} O_I: \frac{\frac{b}{2} + X}{Z} = \frac{x_I}{f} \\ O_D: \frac{\frac{b}{2} - X}{Z} = \frac{x_D}{f} \end{array}} \right\} d = \Delta = x_I - x_D = \frac{fb}{Z} \Rightarrow Z = \frac{fb}{d} \quad (4.3)$$

4.2. MAPA DE DISPARIDAD

El mapa de disparidad es una imagen, donde la intensidad de cada píxel nos indica el valor de disparidad que es inversamente proporcional a la profundidad (Z) de ese punto en el mundo real con respecto a las cámaras. Centrándonos únicamente en la interpretación de las imágenes, éstas se suponen tomadas por una cámara estéreo de geometría conocida. Los algoritmos de visión realizan una serie de suposiciones, de forma explícita o implícitamente, sobre el mundo físico y el proceso de captación de imágenes.

En visión por computación, calculamos la disparidad o distancia que separa la proyección de un punto $P(X,Y,Z)$ en la imagen de la cámara izquierda (u_i, v_i), con respecto a la posición en la imagen de la cámara derecha (u_d, v_d), calculando así su correspondencia en estero, tal y como hemos deducido en la ecuación (4.3). Partimos del hecho de que para un punto del mundo real, sus proyecciones en ambas imágenes van a tener el mismo nivel de gris, asumiendo que las superficies no varían en función del punto de vista. También es habitual trabajar con imágenes rectificadas en las que se cumple la geometría equipolar. En este proyecto trabajamos con el cálculo de la disparidad horizontal, suponiendo que los ejes ópticos de ambas cámaras son paralelos. $v_d=v_i$

En estas condiciones, la correspondencia entre un píxel (u_i, v_i) de la imagen izquierda y uno (u_d, v_d) de la imagen derecha viene dada por las siguientes expresiones:

$$u_d = u_i + d(u_i, v_i) \quad (4.4)$$

$$v_d = v_i \quad (4.5)$$

Donde $d(u_i, v_i)$ es la disparidad del punto (u_i, v_i). El mapa de disparidad para este par de imágenes almacena en la coordenada (u_i, v_i) el valor de $d(u_i, v_i)$.

En el algoritmo de cálculo del mapa de disparidad pueden diferenciarse cuatro etapas, siguiendo la taxonomía presentada por Scharstein y Szeliski en [20]:

- Calcular la función de coste: La función de coste analiza la diferencia entre el mismo píxel en las dos imágenes estéreo. En esta aplicación se hace uso de la SSD \equiv (Sum of Squared Differences) para calcularlo. Recientemente, otros han sido propuestos, como la *truncated quadratics* [20] y la *contaminated Gaussians* [20], por su capacidad de limitar la influencia de correspondencias erróneas en posteriores etapas del algoritmo.
- Agregación del coste: Se comparan los valores de intensidad de los píxeles que forman la región de soporte, agregándose los costes sumados o promediados.
- Cálculo de la disparidad: Existen varias formas distintas de ejecutarlo
 - Los *métodos locales* enfatizan las etapas de correspondencia y agregación. El cálculo de la disparidad, resulta trivial: la posición con menor coste asociado marca

su valor (*Winner Take All* \equiv *WTA*). La limitación que presentan este tipo de procesos es el hecho de que sólo se tenga en cuenta una única correspondencia.

- Optimizaciones globales, Gran parte del trabajo de estos métodos se desarrolla durante esta fase, saltándose frecuentemente la agregación. Generalmente están formulados con la premisa de minimizar la energía. Para ello, se busca una función de disparidad d que minimice esta energía global. Posteriormente, se usan diversos algoritmos para hallar el mínimo de d , que constituye la disparidad buscada.
- Programación dinámica, es un tipo de optimización global donde, a través de una programación dinámica, se localiza el mínimo global
- Algoritmos cooperativos, se inspiran en los modelos humanos de visión estéreo, usan operaciones no-lineales cuyo resultado final se asemeja a los algoritmos de optimización globales.
- Postprocesamiento. Etapa para corregir posibles discontinuidades en el mapa de disparidad obtenido, asegurando así que los resultados obtenidos son los correctos. Un caso típico es el comparar los mapas de disparidad tomando la imagen derecha como base y el correspondiente de la imagen izquierda.

El mapa de disparidad es una imagen de iguales dimensiones a la imagen, con valores en cada punto que van de 0 hasta $d_{m\acute{a}x}$ (disparidad máxima).

4.3. U-V- DISPARITY

Las imágenes *u-v disparity* se construyen a partir del mapa de disparidad. Su finalidad es conseguir una estimación espacial de la localización de los objetos. Ambas contienen sus histogramas laterales, columna en el caso de la *u-disparity* y por filas en el de la *v-disparity*. Los obstáculos situados perpendicularmente aparecen representados en la *u-disparity* por líneas horizontales, siendo su intensidad la altura de los mismos medida en píxeles, como se observa en la *Figura 4.9*. En la *v-disparity*, por contra, aparecen como líneas verticales, su intensidad, en este caso, corresponde a su anchura medida en píxeles. En la *v-disparity*, además, aparece una línea oblicua marcando el *road profile* (perfil del suelo). [18]



Figura 4.9. Mapa de disparidad ecualizado. *v-disparity* (derecha), *u-disparity* (debajo)

El **v-disparity** es una imagen que se obtiene tomando como base el mapa de disparidad. Sus dimensiones corresponde a la altura de la propia imagen, y como ancho, el de la disparidad máxima. Se calcula el histograma por filas, de tal manera que la imagen resultante representa en cada una de sus filas, el histograma de la correspondiente fila en el mapa de disparidad. En los vehículos inteligentes nos ayuda a detectar los diferentes obstáculos y el perfil de la calzada, como se muestra en la *Figura 4.10*.

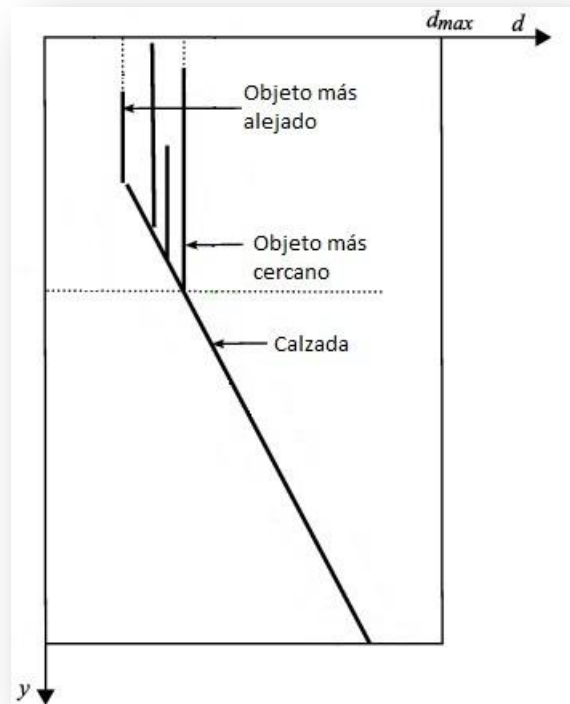


Figura 4.10. *v-disparity* en una aplicación para vehículos

4.4. TRANSFORMADA DE HOUGH

La transformada de Hough es una técnica para la detección de figuras en imágenes, generalmente imágenes digitales. [19]

La versión más simple consiste en encontrar líneas. Su modo de operación principal es estadístico, consiste en que para cada punto que se desea averiguar si es parte de una línea, se aplica una operación dentro de cierto rango, con lo que se averiguan las posibles líneas de las que puede formar parte el punto. Esto se continúa para todos los puntos de la imagen. Una vez analizada toda la imagen se determina cuáles son las líneas que más votos obtuvieron y esas son las líneas en la imagen.

La línea es una recta que se ajusta a la ecuación $y = m*x + n$, la cual se puede representar como un punto (m, n) en el espacio de parámetros. El problema surge cuando se tienen rectas verticales, estos parámetros (m, n) queda indefinidos, con algunos valores que tienen a infinito. La solución es utilizar parámetros para describir la recta en coordenadas polares (ρ, θ) .

El parámetro θ nos va a indicar el ángulo del vector director de la recta la cual es perpendicular a la recta original y que pasa por el origen de coordenadas. El otro parámetro ρ nos indica la distancia entre el punto (x, y) y el origen de coordenadas (*Figura 4.11*).

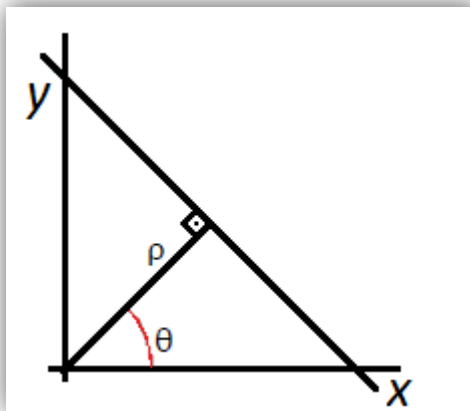


Figura 4.11 Representación gráfica de los parámetros paramétricos y cartesianos.

Utilizando las coordenadas polares la recta queda de la siguiente forma:

$$y = \left(-\frac{\cos \theta}{\sin \theta}\right) * x + \left(\frac{\rho}{\sin \theta}\right) \quad \rightarrow \quad \rho = x * \cos \theta + y * \sin \theta \quad (4.6)$$

Este método puede ser utilizado para la detección de las rectas que aparecen tanto en el mapa de disparidad como el en *u-v-disparity*.

5. DESARROLLO DEL ALGORITMO

Este capítulo se encuentra dedicado a todo lo referente al análisis del entorno que rodea al vehículo, prestando una especial atención a las relaciones existentes entre el sistema de visión (sistema estéreo) y los elementos que rodean al vehículo (obstáculos o calzada). En una primera sección se introducirá todo el desarrollo matemático que permite establecer dichas relaciones (Sección 5.1). En la siguiente sección, a partir del apartado matemático obtenido en la anterior sección, se procederá a la introducción del método de detección de obstáculos y de la calzada (Sección 5.2), cuyos resultados son la base de los sistemas que serán descritos posteriormente. Partiendo de este resultado, se ha desarrollado un sistema de autocalibración que permite estimar la posición relativa del sistema estéreo respecto de la calzada situada delante del vehículo en todo momento.

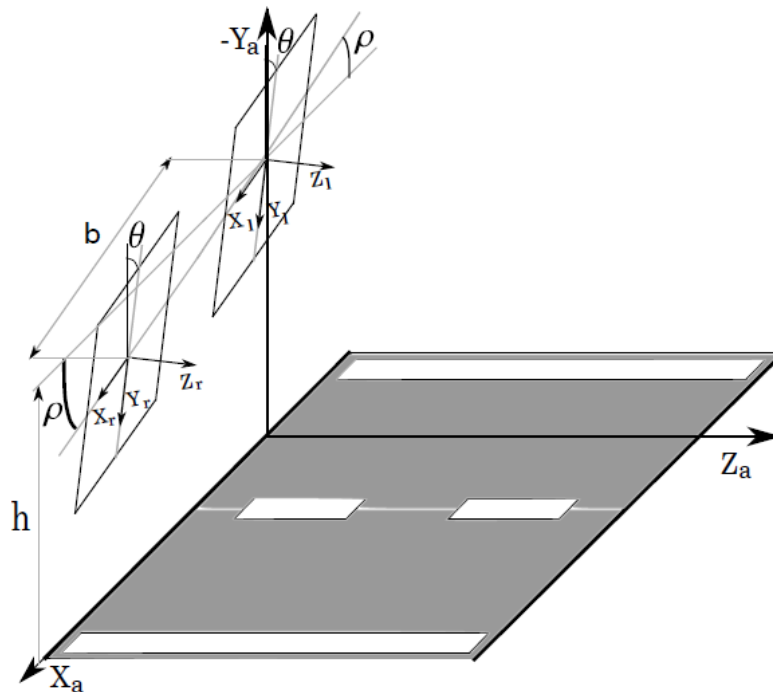


Figura 5.1. Modelo de la posición relativa entre el sistema estéreo y la calzada.

5.1. CONFIGURACIÓN DEL SISTEMA

Para este proyecto se ha utilizado un sistema de visión por computador, basado en un sistema estéreo compuesto por dos cámaras, cuyos planos de imagen son teóricamente coplanares, con el objetivo de que las líneas epipolares sean paralelas. En aplicaciones reales esta suposición no es correcta, por lo que se debe aplicar un proceso de rectificación sobre ambas imágenes. En la *Figura 5.1* se muestra un esquema que modela la posición relativa del sistema estéreo con respecto a la calzada. En primer lugar, explicar que este modelo asume que no existe una desviación de guiñada (ϕ) entre el sistema estéreo y la dirección del vehículo cuando esté realizando un movimiento rectilíneo (*Figura 5.2*). En el caso de existir, esta desviación de guiñada puede ser estimada como se describe en la sección 5.3.1.

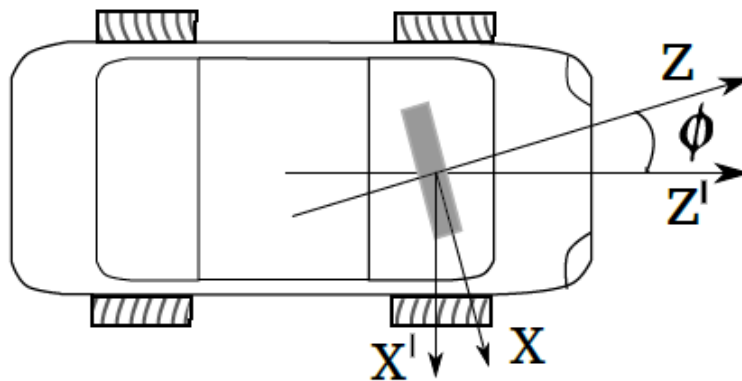


Figura 5.2. Esquema representativo de la desviación de la guiñada ϕ entre el sistema estéreo y la dirección de movimiento del vehículo.

Como se puede apreciar en la *Figura 5.1* el sistema estéreo se sitúa a una altura (h) respecto de la calzada y se encuentra rotado un ángulo ρ (alabeo) y un ángulo θ (cabeceo) alrededor de los ejes X y Z respectivamente. Las cámaras que conforman el sistema estéreo, se encuentran separadas una distancia b entre ellas (*baseline*). El modelo esquematizado en la *Figura 5.1* relaciona las coordenadas homogéneas de un punto $P = (X, Y, Z)$ en el mundo, con las coordenadas homogéneas $p = (u; v; S; 1)$ de la proyección del punto en cada uno de los planos de imagen del sistema estéreo mediante la ecuación (5.1). En la cual M corresponde a matrices de transformación homogénea (5.2), dividiéndose en varias matrices, M_{Tk} matrices de translación a lo largo del eje k y M_{Rk} matrices de rotación alrededor del eje k . Mientras que, M_p corresponde a la matriz de proyección que está definida por la distancia focal (f o α) medida en píxeles y por las coordenadas del centro óptico ($u_0; v_0$).

Las coordenadas de la proyección en cada una de las cámaras viene definida por j , siendo $j = d$ para la cámara derecha y $j = i$ para la cámara izquierda y en consecuencia $\varepsilon_i = 0$ y $\varepsilon_d = 1$. Si se realiza el producto de las distintas matrices de (5.1) se obtiene la versión desarrollada de la relación entre las coordenadas del mundo y las coordenadas de cada una de las imágenes (5.3)[36].

$$\begin{bmatrix} u_j \cdot S \\ v \cdot S \\ S \\ 1 \end{bmatrix} = M_P(\alpha, u_0, v_0) \cdot M_{Tx}(\varepsilon_j b) \cdot M_{Rx}(\theta) \cdot M_{Rz}(\rho) \cdot M_{Ty}(h) \cdot \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (5.1)$$

$$M_P(\alpha, u_0, v_0) = \begin{bmatrix} \alpha & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & \alpha & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad M_{Tx}(\varepsilon_j b) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & -\varepsilon_j b \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$M_{Rx}(\theta) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ 0 & \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad M_{Rz}(\rho) = \begin{bmatrix} \cos \rho & \sin \rho & 0 & 0 \\ \sin \rho & \cos \rho & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5.2)$$

$$M_{Ty}(h) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & h \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$u_j S = X(\alpha \cos \rho + u_0 \sin \rho \sin \theta) - (Y + h)(\alpha \sin \rho - u_0 \cos \rho \sin \theta) + Z(u_0 \cos \theta) - \varepsilon_j \alpha b$$

$$v S = [\alpha \cos \theta + v_0 \sin \theta][(Y + h) \cos \rho + X \sin \rho] - Z(\alpha \sin \theta - v_0 \cos \theta)$$

$$S = Z \cos \theta + (Y + h) \cos \rho \sin \theta + X \sin \rho \sin \theta \quad (5.3)$$

La principal ventaja que presenta el uso de un sistema estéreo frente a uno monocular, es que el primero permite estimar la profundidad (Z) de todos los puntos del mundo que aparecen proyectados en ambas imágenes.

La profundidad (Z) a la que se encuentra cada punto en el mundo es función de la disparidad (d o Δ), que corresponde a la diferencia entre las coordenadas horizontales del punto en ambas imágenes (5.4), tal y como se explicó en el capítulo 4.2. El valor tanto de $u_i S$ como de $u_d S$ se obtienen de la ecuación (5.3), consiguiendo una expresión para la disparidad que depende únicamente de las coordenadas del mundo del punto (X,Y,Z) y de los parámetros intrínsecos (α, b) y extrínsecos ($u_0, v_0, h, \theta, \rho$) del sistema estéreo.

$$\Delta = u_i - u_d = \frac{u_i S - u_d S}{S} \quad (5.4)$$

$$\Delta = \frac{\alpha b}{S} = \frac{\alpha b}{Z \cos \theta + (Y + h) \cos \rho \sin \theta + X \sin \rho \sin \theta} \quad (5.5)$$

Al igual que es muy interesante poder relacionar las coordenadas del mundo de un punto con las coordenadas de la imagen *Figura 5.1*, resulta también de gran interés conocer la relación inversa, es decir, conocidas las coordenadas de la proyección de un punto en uno de los planos de imagen poder calcular el valor de las coordenadas del mundo de dicho punto. Esta relación inversa se puede expresar tal y como indica la ecuación (5.6). En dicha expresión

los valores de las coordenadas del mundo dependerían del valor de S , la cual se encuentra definida en la ecuación (5.3) invalidando el objetivo de relacionar las coordenadas de la imagen con las coordenadas del mundo. Para superar esta circunstancia, se puede hacer uso de la expresión de la disparidad (Δ) (ecuación 5.4) y expresar $\Delta = \frac{\alpha b}{S}$, eliminando la dependencia de S . En consecuencia las coordenadas del mundo se pueden obtener conociendo las coordenadas de la proyección en la imagen (u_j, v), los parámetros intrínsecos (α, b) y extrínsecos (u_0, v_0, h) del sistema estéreo y del valor de la disparidad (Δ), obteniéndose así, una nueva expresión de relación (5.7) y que una vez desarrollada se alcanza la expresión (5.8) para cada una de las coordenadas de mundo (X, Y, Z).

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} = M_{Ty}^{-1}(h) \cdot M_{Rz}^{-1}(\rho) \cdot M_{Rx}^{-1}(\theta) \cdot M_{Tx}^{-1}(\varepsilon_j b) \cdot M_P^{-1}(\alpha, u_0, v_0) \cdot \begin{bmatrix} u_j \cdot S \\ v \cdot S \\ S \\ 1 \end{bmatrix} \quad (5.6)$$

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} = M_{Ty}^{-1}(h) \cdot M_{Rz}^{-1}(\rho) \cdot M_{Rx}^{-1}(\theta) \cdot M_{Tx}^{-1}(\varepsilon_j b) \cdot M_P^{-1}(\alpha, u_0, v_0) \cdot \begin{bmatrix} \alpha b \\ u \frac{\Delta}{\alpha b} \\ v \frac{\Delta}{\alpha b} \\ \frac{\Delta}{\alpha b} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (5.7)$$

$$\begin{aligned} X &= \varepsilon_j b \cos \rho + (b \cos \theta \sin \rho (v - v_0) + b \cos \rho (u - u_0) + \alpha b \sin \rho \sin \theta) / \Delta \\ Y &= -\varepsilon_j b \sin \rho - h + (b \cos \rho \cos \theta (v - v_0) - b \sin \rho (u - u_0) + \alpha b \cos \rho \sin \theta) / \Delta \\ Z &= (\alpha b \cos \theta - b \sin \theta (v - v_0)) / \Delta \end{aligned} \quad (5.8)$$

5.2. DETECCIÓN DE OBSTÁCULOS Y ESPACIOS TRANSITABLES

A partir del mapa de disparidad, se puede aplicar una técnica de gran interés que nos proporciona información del entorno a partir de la construcción del *uv-disparity* [34] y [41]. El *v-disparity* corresponde al histograma de la disparidad (Δ) para cada una de las filas del mapa de disparidad, mientras que el *u-disparity* corresponde también al histograma, pero en este caso de cada columna. El *uv-disparity* es una fuente de información muy completa puesto que, en primer lugar los obstáculos que se encuentran delante del vehículo aparecen como líneas proporcionales a las dimensiones de los mismos y en su valor correspondiente de disparidad.

Para que la manipulación de toda la información contenida en el mapa de disparidad sea más fácil, se divide dicho mapa en dos: un mapa que únicamente representa las disparidades correspondientes a los obstáculos, *mapa de obstáculos*, y otro opuesto, que representa el espacio libre por el que puede circular el vehículo, denominado *mapa libre*.

5.2.1. DETERMINACIÓN DEL MAPA DE OBSTÁCULOS Y DEL MAPA LIBRE

En la *Figura 5.3* se observa la configuración del sistema estéreo respecto a la calzada, pero añadiendo un elemento más, el cual equivale a un obstáculo situado sobre la calzada, delante del vehículo y que posee una altura (H) en metros y una anchura que corresponde a un pixel. Por lo tanto los obstáculos de un ancho mayor se construyen con varios de estos elementos.

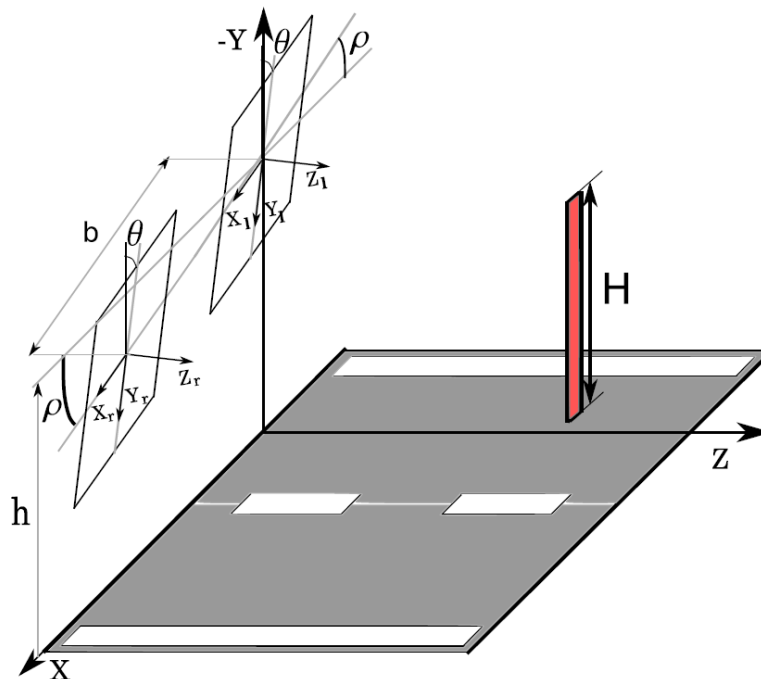


Figura 5.3. Representación del elemento mínimo constituyente de un obstáculo delante del vehículo.

Para los obstáculos suponemos que el valor de disparidad del mismo es constante para todo el elemento. En la *Figura 5.3* el obstáculo se encuentra sobre la calzada, aunque también este razonamiento es aplicable a obstáculos elevados. La columna del u -disparity situada en una coordenada horizontal ($u = U$) corresponde con el histograma de la columna del mapa de disparidad situado en la misma coordenada horizontal.

El mapa de obstáculos se obtiene a partir de la imagen u -disparity, previamente umbralizada, de tal forma que sólo se tendrán en cuenta aquellos obstáculos cuya altura en píxeles sea mayor que un valor umbral predefinido. Es importante seleccionar un valor umbral correcto para que se detecten correctamente todos aquellos elementos que obstaculicen el paso del vehículo, pero que rechace aquellos lo suficientemente pequeños como para permitir su paso, como es el caso de los badenes. Una vez umbralizado, el u -disparity, se eliminan del mapa de disparidad todos los píxeles que no representen un obstáculo, dando lugar al *mapa de obstáculos* *Figura 5.4 (a)*. Por el contrario, para la construcción del *mapa libre* se toman del mapa de disparidad aquellos píxeles que no representen un obstáculo en el u -disparity umbralizado. Como se aprecia en la *Figura 5.4 (b)*. El mapa libre representa la calzada por la que puede circular el vehículo.

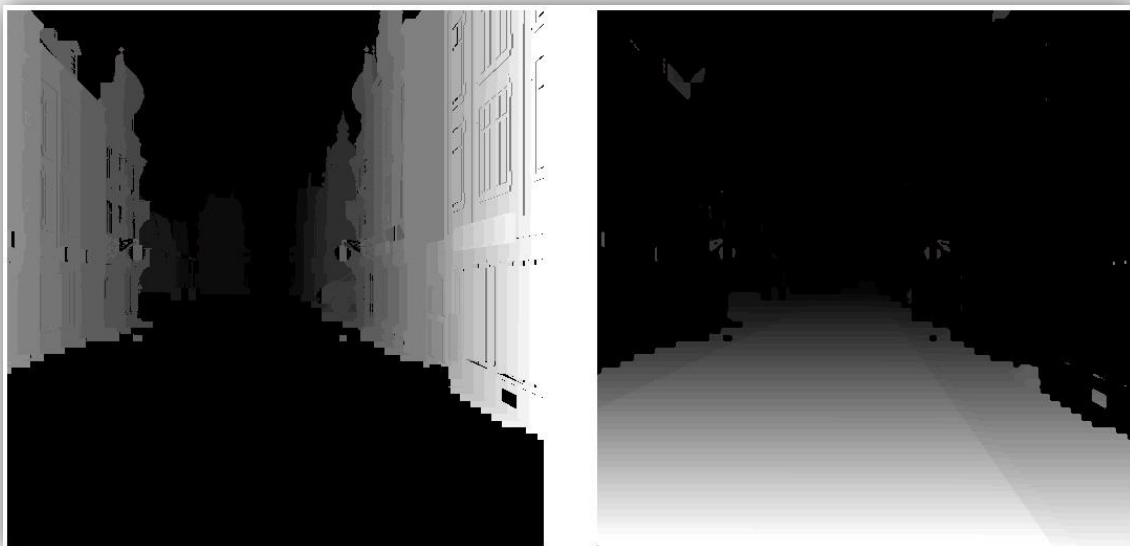


Figura 5.4.(a) Mapa de obstáculos

Figura 5.4.(b) Mapa libre

El v -disparity del mapa libre proporciona información de la calzada por la que puede circular el vehículo, ya que representa el perfil del suelo (*road profile*) como una línea oblicua, además nos permite calcular la posición real de los obstáculos con respecto a la cámara. Dicha línea se puede expresar como la ecuación de una recta (5.9), siendo m la pendiente y b la ordenada en el origen que corresponde al horizonte teórico de la imagen. Para calcularla se va a implementar el método de la *Transformada de Hough para rectas*. Este método consiste en el cálculo de todas las rectas que pasan por cada punto de la imagen, dando como resultado aquella con más puntos, es decir aquella que contenga un mayor número de píxeles. Si se hubiera aplicado la Transformada de Hough directamente en el mapa de disparidad, podrían haber surgido rectas con mayor número de píxeles correspondientes a otro tipo de

obstáculos., en este caso necesitamos la recta más votada sea la correspondiente al perfil de la calzada, por ello se aplica al *v-disparity* obtenido del mapa libre.

$$v = m * \Delta + b \quad (5.9)$$

El mapa de libre va a permitir obtener la calzada libre por la que puede circular el vehículo de una manera más rápida y sencilla.

El objetivo de este método es poder etiquetar cada píxel del mapa de disparidad y determinar si este corresponde al mapa libre o al de obstáculos. No obstante existen ciertos tipos de píxeles que no podrán o no serán asignados a ninguna de las dos categorías anteriores, debido a que poseen un nivel de disparidad (Δ) cero o nulo, por ejemplo aquellos que corresponden al cielo, en el mapa de disparidad poseen profundidad (Z) infinita, por lo que su disparidad (Δ) es cero. Sin embargo los píxeles que corresponden a las oclusiones entre ambas cámaras se les asigna un valor de disparidad nulo. En consecuencia de este etiquetado, se obtienen los *mapas de obstáculos y libre*.

Por otro lado, hay que estudiar la aportación de la calzada. La calzada corresponderá a un fragmento de la imagen y por consiguiente del mapa de disparidad, estos píxeles también contribuyen en el cálculo de los histogramas de cada columna del mapa de disparidad al construir el *u-disparity*. Para valorar la aportación se ha de calcular la cantidad de píxeles de calzada para una columna del mapa de disparidad que pertenecen a cada posible valor de disparidad (Δ).

Esta altura mínima de los obstáculos podrá ser menor a medida que los obstáculos se encuentren más próximos al vehículo (menores valores de disparidad (Δ)). Otra opción es fijar la altura mínima la que los objetos serán detectados y deducir hasta que profundidad máxima (Z_{max}), se distinguen obstáculos de la calzada. Para ello se expresa la disparidad (Δ), en función de la profundidad (Z), como en la ec. (5.8), despreciando el efecto del cabecero θ . Como se indica en la ecuación (5.10). De tal manera, que cuanto menor sea la altura (H) mínima de los obstáculos a detectar o mayor la altura (h) a la que se sitúa el sistema estéreo menor será la profundidad (Z) hasta que los mismos podrán ser detectados. También se ha de destacar que cuanto mayor sea el *baseline* (b) del sistema estéreo para una misma distancia focal (α) mayor será la posible distancia de detección.

$$Z_{max} = \frac{\alpha b H}{h} \quad (5.10)$$

Al fijar una altura mínima a los obstáculos que deben ser detectados, se está fijando a su vez la distancia máxima a la cual el sistema detectara los obstáculos (ec. 5.10). Así se pueden determinar las zonas pertenecientes a la calzada del *u-disparity* y del *mapa de disparidad*, obteniéndose así el *mapa libre*.

5.3 DETERMINACIÓN DE PARÁMETROS EXTRÍNSECOS

Los parámetros extrínsecos se autocalibran en dos etapas, en la primera de ellas se calcula la desviación de la guiñada (φ) y la dirección del movimiento que está realizando el vehículo cuando su trayectoria es una línea recta (*Figura 5.2*), se puede estimar que esta desviación va a ser constante en el tiempo. En segundo lugar se estiman los demás parámetros intrínsecos, la altura (h), el cabeceo (θ) y el alabeo (ρ), para ello se comparan las dos últimas imágenes y así detectar las variaciones que se van produciendo entre ellas.

5.3.1 CALIBRACIÓN DE LA GUIÑADA

Para realizar la calibración de la guiñada (φ), hay que averiguar dónde se encuentra el punto de fuga durante en dos imágenes consecutivas, mientras que el vehículo realiza un movimiento en línea recta. Esta se obtiene mediante la ecuación (5.11) Cuando no hay desviación en la guiñada, deben coincidir la coordenada horizontal del punto de fuga (u_{vp}) y la coordenada horizontal del centro óptico (u_0).

Para obtener el punto de fuga, se emparejan diferentes puntos de interés de las dos imágenes consecutivas. En la primera imagen definimos la coordenadas del enésimo punto de interés (u_{n1}, v_{n1}) y (u_{n2}, v_{n2}), en la imagen siguiente se puede calcular la recta r_n que une las coordenadas, siguiendo la expresión (5.12). El punto de fuga se obtiene de la intersección de las rectas entre ellas.

$$\varphi = \tan^{-1} \left(\frac{u_{vp} - u_0}{\alpha} \right) \quad (5.11)$$

$$v = \frac{v_{n2} - v_{n1}}{u_{n2} - u_{n1}} \cdot u + v_{n2}(u_{n2} + u_{n1}) \quad (5.12)$$

Cuando se realiza el proceso de calibración nos encontramos en un entorno exterior con tráfico y por lo tanto no controlado, esto es debido a diferentes elementos dinámicos sobre los que no tenemos control, como peatones u otros vehículos. Esto puede suponer dificultades extras a la hora de calcular el punto de fuga con el proceso descrito en el párrafo anterior. Para mitigar los efectos originados por estos elementos dinámicos, vamos a tomar únicamente puntos de interés tanto de la calzada como del suelo para calcular el punto de fuga, para ellos utilizamos el mapa libre.

También debemos tener en cuenta otros factores que pueden generar errores como los emparejamientos erróneos de los puntos de interés o la vibración del vehículo. Por esa razón se elige entre las diferentes intersecciones de rectas utilizando el algoritmo de RANSAC. Se repite a lo largo de varias imágenes y siendo el algoritmo el que selecciona una solución final.

En la *Figura 5.5*, se puede ver un ejemplo de la calibración de la guiñada (φ). En ella se pueden distinguir los puntos de interés de las dos imágenes consecutivas y como estos están unidos por unas líneas verdes, de tal manera que el punto de fuga se obtiene mediante la intersección dos a dos de todo el conjunto de líneas.

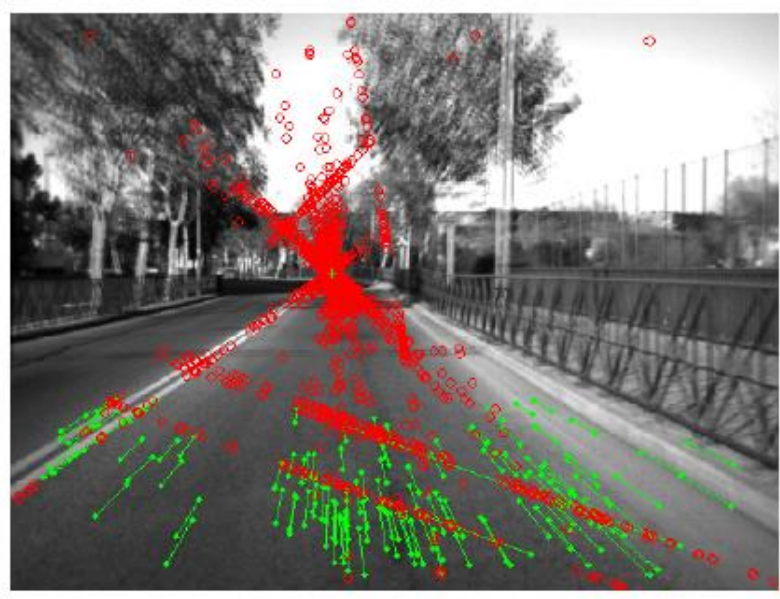


Figura 5.5 Resultado de un ejemplo de calibrado de la desviación de la guiñada (φ) en un entorno urbano: Superposición de dos imágenes consecutivas donde las posiciones consecutivas de cada punto de interés está conectado mediante una línea (líneas verdes) mientras que las intersecciones de las rectas aparecen como círculos rojos.

5.3.2 AUTOCALIBRACIÓN DE LA ALTURA (H) Y DE LOS ÁNGULOS DE CABECEO (θ) Y ALABEO (ρ).

Una vez que ya está calculada la desviación de la guiñada, la configuración del sistema se corresponde con la de la *Figura 5.1* y todas las ecuaciones desarrolladas en la sección 5.1 son aplicables. Los parámetros extrínsecos del sistema estéreo contienen información de la orientación y posición el sistema respecto a la calzada, lo cual nos permite conocer el valor de estos en cada momento.

Todos los píxeles del mapa de disparidad y por lo tanto de la imagen visible (izquierda) que pertenecen a la calzada, cumple la ecuación de la recta (5.13), la cual relaciona las coordenadas de la imagen (u, v) para los distintos valores de disparidad (Δ), donde la ordenada en el origen (d) y la pendiente (c), corresponden a (5.14) y (5.15).

$$(v - v_0) = c \cdot (u - u_0) + d \quad (5.13)$$

$$c = \frac{\tan \rho}{\cos \theta} \quad (5.14)$$

$$d = -\alpha \tan \theta + \left(\frac{h}{b \cos \rho \cos \theta} \right) \Delta \quad (5.15)$$

Los parámetros extrínsecos del sistema estéreo se pueden calcular de diferente forma, dependiendo de la situación en la que nos encontremos.

AUTOCALIBRACIÓN PARA VALORES DE ALABEO (ρ) DESPRECIABLES. (MÉTODO 1).

En los entornos urbanos suelen darse situaciones en las que los valores de alabeo (ρ) son reducidos, menos de 5 grados, exceptuando algunas inclinaciones anormalmente pronunciadas de la calzada o cuando los vehículos toman una curva rápida. Por lo tanto al considerar el alabeo nulo ($\rho = 0$), dando lugar a una nueva relación para los píxeles pertenecientes a la calzada entre la coordenada vertical (v) de la imagen con la disparidad (Δ). Lo resultante es una expresión simplificada que corresponde con una ecuación de una recta $v = C_r \Delta + v_{\Delta 0}$, donde C_r es la pendiente y $v_{\Delta 0}$, es el valor de v cuando la disparidad es nula. A esta recta también se le denomina perfil de la calzada, por lo que los valores de C_r y $v_{\Delta 0}$, se pueden obtener de *v-disparity*, tal y como se indica en el artículo de [34]. Una vez que se tienen estos valores se pueden extraer los parámetros extrínsecos buscados que son el ángulo de cabeceo (θ) y la altura (h) a la que se sitúa el sistema estéreo.

$$v = \frac{h}{b \cos \theta} \Delta + v_0 - \alpha \tan \theta \quad (5.16)$$

$$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{v_0 - v_{\Delta 0}}{\alpha} \right) \quad (5.17)$$

$$h = C_r \cdot b \cdot \cos \theta \quad (5.18)$$

Para obtener el perfil de la calzada de una imagen se utilizan generalmente dos técnicas, una de ellas es la aplicación de la transformada de Hough para rectas y otra es el ajuste de rectas con RANSAC. En ambos casos se obtiene como resultado la recta más votada, es decir la recta con mayor cantidad de puntos existentes en el *v-disparity*.

Varios autores [37] [38] y [39], ya han trabajado sobre la detección del perfil de la carretera y de cómo los obstáculos dificultan esta tarea. Generalmente en los entornos urbanos se pueden encontrar obstáculos de gran tamaño delante del vehículo, los cuales provocan una difícil detección del perfil de la carretera, no siendo esta la recta con más puntos en el *v-disparity* (Figura 5.6). Por esa razón en este método se presenta una variante al método presentado en [34], para obtener el perfil de la calzada, donde se utiliza un *v-disparity libre*, el cual proviene del *mapa libre*, (es un mapa denso de disparidad donde los píxeles pertenecientes a los obstáculos se han eliminado).

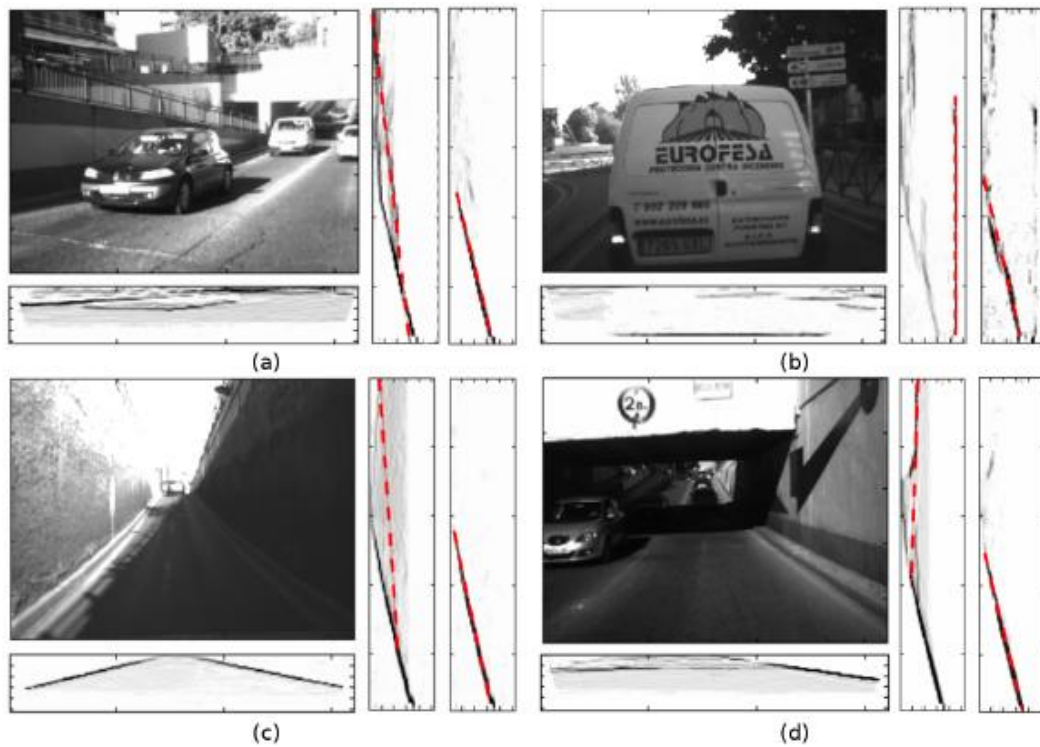


Figura 5.6. Ejemplos de *u-disparity* y *v-disparity* para diferentes situaciones de interés en entornos urbanos: (a) Un vehículo y un edificio. (b) En un atasco. (c) Circulación entre muros. (d) Entrada en un túnel (obstáculo elevado).

Utilizando este otro mapa (mapa libre), es más probable que se tome la recta con más puntos de la calzada en el *v-disparity*. En la Figura 5.6 se muestran varios ejemplos donde la utilización del *v-disparity libre*, ayuda a determinar el perfil de la calzada, cuando no se haría de forma correcta con el *v-disparity*. En el caso a, se da el ejemplo de tener un obstáculo de grande tamaño delante del vehículo, mientras que en el caso (b) también tenemos un obstáculo delante, pero esta vez es debido a una retención. El mayor problema es cuando la línea que determina el vehículo es más grande que la línea que determina el perfil de la calzada en el *v-disparity*. Esto sucede cuando el obstáculo ocupa gran parte de la imagen. Para las dos imágenes, se puede ver en la parte inferior de la misma el *u-disparity*, donde podemos ver fácilmente los obstáculos. También se muestra el *v-disparity* en el lado derecho

de la imagen, el primero es del mapa de disparidad (lo cual nos calcula un perfil de calzada erróneo) y el segundo utiliza el *mapa libre* por lo que calcula de forma correcta el perfil de la calzada.

También puede darse la situación en la que la ausencia de textura en casi toda la imagen hace difícil calcular el perfil correcto de la calzada, por ejemplo en la *Figura 5.6(c)* los muros se visualizan claramente en el *u-disparity* como dos líneas oblicuas, el problema es cuando los muros también aparecen en el *v-disparity*, donde no se detectan como obstáculos, por lo que el perfil de la calzada generado es erróneo, sin embargo al utilizar el *mapa libre* y el *v-disparity libre* se consigue calcular el perfil de la calzada correcto.

Por último cuando el vehículo circula por debajo de obstáculos, tales como un puente o un semáforo es muy difícil distinguir si el obstáculo interrumpe el movimiento del vehículo, fijándonos únicamente en el *u-disparity*, por ello también nos basamos en el *v-disparity libre*, para calcular de manera correcta el perfil de la calzada (*Figura 5.6(d)*).

Para verificar de una forma cuantitativa lo eficaz que resulta utilizar el *v-disparity libre* frente al *v-disparity*, vamos a analizar de nuevo la secuencia utilizada en el apartado anterior. Tanto la altura (h), como el cabeceo (θ) deben mantenerse constantes a lo largo de toda la secuencia de imágenes. El alabeo (ρ) es nulo. En la *Figura 5.7* se muestra la estimación de la altura (h) (*Figura 5.7(a)*), como el ángulo de cabeceo (θ) (*Figura 5.7 (b)*), En azul los resultados obtenidos del *v-disparity* y en rojo los obtenidos del *v-disparity libre*.

Tal y como muestran los gráficos, los resultados obtenidos del *v-disparity libre* (línea roja) tienen una menor variabilidad que los obtenidos de *v-disparity*. Cuantificando estos resultados, mediante el uso de *v-disparity libre* se ha obtenido una altura media (h) 1,47 metros con una desviación estándar de 0,0095 metros, lo cual muestra una reducción de aproximadamente 75%. Por otro lado la reducción en las desviaciones estándar del ángulo de cabeceo (θ) es cercana al 80%, si hacemos uso del *v-disparity libre* ($\sigma=0,0725$ grados) en lugar del *v-disparity* ($\sigma=0,3985$ grados).

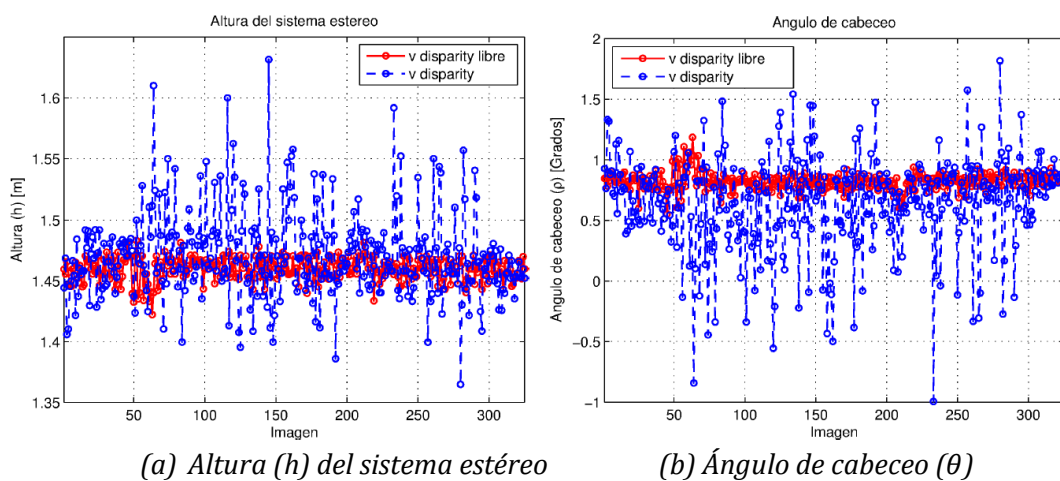


Figura 5.7. Evolución de los valores estimados de los parámetros extrínsecos (h , θ) a lo largo de la secuencia sintética, utilizando el *v-disparity* (azul) y *v disparity libre* (rojo).

Después de justificar la preferencia del uso del v -disparity libre frente al v -disparity para la estimación de la altura (h) y el ángulo de cabeceo (θ). Se realiza una prueba de este método en un caso real donde aparecen variaciones considerables del mismo, por ejemplo cuando circula por encima de un badén (Figura 5.8 (b)). En la Figura 5.8 (a) se puede observar las variaciones importantes en el cabeceo (θ) debido a los cambios de relieve en la calzada. Estas variaciones tienen una componente oscilatoria relevante debido a la suspensión del vehículo. Además cuando el vehículo se acerca al badén, desciende su velocidad, produciendo una variación en el ángulo de cabeceo.

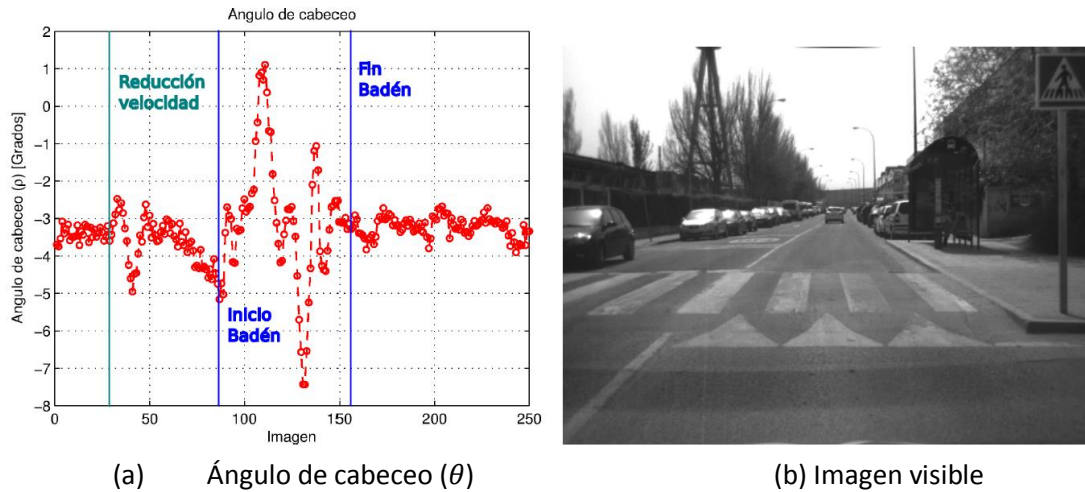


Figura 5.8. Resultado de la estimación del ángulo de cabeceo (θ) cuando el vehículo circula a través de un badén.

AUTOCALIBRACIÓN PARA VALORES DE ALABEO (ρ) NO DESPRECIABLES. (MÉTODO 2).

Cuando no se desprecian los valores de alabeo (ρ), hay que emplear un método distinto para calcular los parámetros intrínsecos (h , θ , ρ). En este trabajo se presenta un método nuevo para estimar los parámetros extrínsecos, cabe destacar la posibilidad de calcular el cabeceo (θ) para distintos valores de alabeo (ρ) entre el sistema estéreo y la calzada. Para calcular el valor del cabeceo (θ) se analiza la relación lineal entre los valores de la ordenada en el origen (d) (5.15) en función de los distintos valores de disparidad (Δ), dando lugar a la expresión (5.19), de lo que se puede deducir que determinando los valores de (d_{Δ}) y (C_{Δ}), se pueden calcular los valores de los parámetros extrínsecos.

$$d(\Delta) = C_{\Delta} \cdot \Delta + d_{\Delta} \quad \text{donde } d_{\Delta} = -\alpha \tan \theta \quad \text{y } C_{\Delta} = \left(\frac{h}{b \cos \rho \cos \theta} \right) \quad (5.19)$$

Para ajustar la recta de la ecuación (5.19) se debe calcular los distintos valores de toma $d(\Delta)$ para cada uno de los valores de disparidad (Δ) y realizar un ajuste de la nube de puntos obtenida de los píxeles del mapa libre, ya que solo los puntos pertenecientes a la calzada cumplen la (5.19).

El método para estimar los parámetros intrínsecos (h , θ , ρ) se divide en diferentes etapas:

1. En primer lugar, se agrupan en pares de puntos, todos los píxeles que posean un mismo valor de disparidad ($\Delta = \delta$) en el mapa libre. Se obtiene una recta r_n , la cual queda definida por cada par de puntos que cumpla la expresión (5.13), como se visualiza en la *Figura 5.9 (a)*, entonces para cada r_n se obtiene la pendiente y la ordenada en el origen $[c, d(\delta)]_n$.
2. Después de realizar la primera etapa a todos los píxeles del mapa libre, se consiguen un conjunto de soluciones ($\{c\}_n, \{d(\delta)\}_n$) para la recta (5.13), tanto pendiente (c) como para la ordenada en el origen $d(\Delta)$. El conjunto de soluciones $\{d(\delta)\}_n$, también ha de ajustarse a la ecuación de la recta (5.19), obteniendo así los valores de $d(\Delta)$ y C_Δ (*Figura 5.9(b)*). Mediante la ecuación (5.20), partiendo el ángulo de cabeceo (θ) se puede estimar también el valor de d_Δ .

$$\theta = \tan^{-1}\left(-\frac{d_\Delta}{a}\right) \quad (5.20)$$

3. Por último para calcular el ángulo de alabeo (ρ), se parte del conjunto de soluciones $\{c\}_n$ de la pendiente (c) de la ecuación (5.14). Para obtener la solución óptima se calcula la media, la mediana o RANSAC sobre el conjunto de soluciones. En la etapa anterior se obtiene el ángulo de cabeceo (θ), el cual utilizado en la expresiones (5.21) y (5.22), nos permite obtener los valores de ángulo de alabeo (ρ) y altura (h) respectivamente. En la ecuación (5.22) se necesita el valor de C_Δ , el cual se obtiene en el ajuste la ecuación (5.19).

$$\rho = \tan^{-1}(c \cdot \cos \theta) \quad (5.21)$$

$$h = C_\Delta \cdot b \cos \theta \cos \rho \quad (5.22)$$

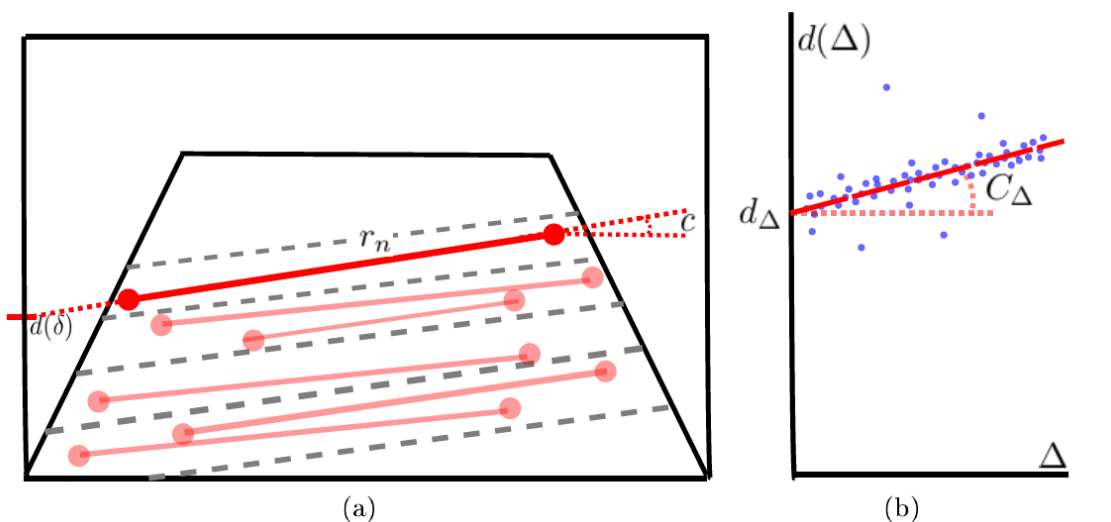


Figura 5.9. Esquema de las distintas etapas del método para la determinación de los parámetros extrínsecos (h , θ , ρ) para valores no despreciables del ángulo de alabeo (ρ). (a) Esquema de las distintas etapas del método donde se representa el emparejamiento de los puntos (puntos rojos) y la

obtención de las rectas (líneas continuas rojas) pertenecientes a la calzada dentro del mapa libre. (b) Esquema del ajuste del conjunto de soluciones $\{d(\delta)\}_n$ (puntos azules) a una recta (línea roja discontinua) correspondiente a la segunda etapa.

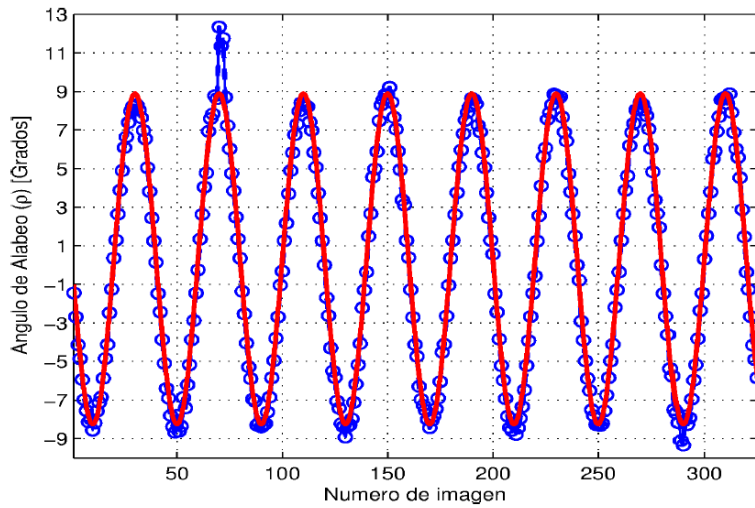
EVALUACIÓN DEL MÉTODO

Con el objetivo de cuantificar la eficiencia del método para variaciones amplias del ángulo de alabeo (ρ), se va a probar sobre una secuencia virtual previamente usada pero modificada para variar los valores de los parámetros intrínsecos (h , θ , ρ) obteniéndose de este modo un *ground truth* (validación del terreno) para poder realizar la evaluación del método de autocalibración. El valor del ángulo de alabeo (ρ), ha sido modificado para que a lo largo de la secuencia siga el valor de una senoide con amplitud máxima 9 grados (*Figura 5.10 (a)*).

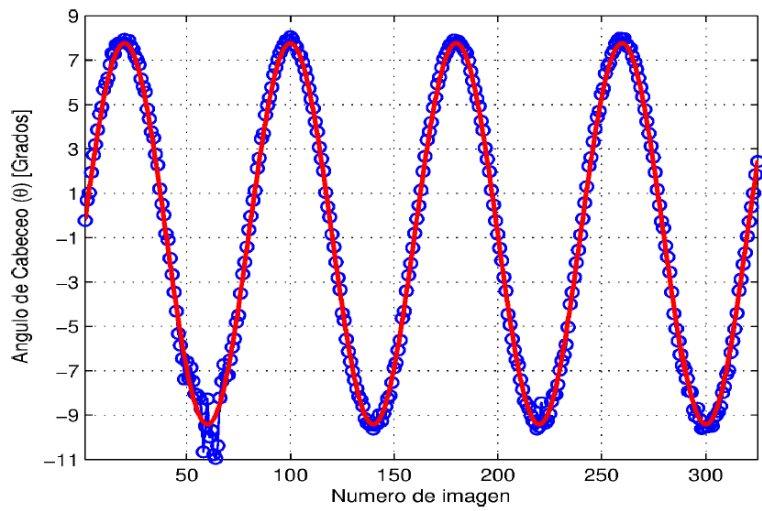
Lo primero que se va a analizar es el efecto provocado por la variación del ángulo de alabeo (ρ) sobre el ángulo de cabeceo (θ) estimado, además de valorar la estimación ángulo de alabeo (ρ). En la *Figura 5.10* se muestran los resultados de la estimación del ángulo de alabeo (ρ) (*Figura 5.10 (a)*) y de la estimación del ángulo de cabeceo (θ) (*Figura 5.10 (b)*) utilizando el método 2 (valores de alabeo (ρ) no despreciables). También se presenta el resultado de la estimación del ángulo de cabeceo (θ) (*Figura 5.10 (c)*) obtenida mediante el empleo del método 1 de autocalibración (valores de alabeo (ρ) despreciables). De las estimaciones de los ángulos de alabeo (ρ) cabe destacar que se han obtenido buenos resultados, excepto algún dato atípico, el cual puede haberse producido por la falta de puntos pertenecientes a la calzada (Imagen 70 de la secuencia). Cuantificando estos resultados, analizando el error a lo largo de la secuencia, se ha obtenido un error medio en ángulo de alabeo de 0,38 grados (mediana 0,34), con una desviación estándar de 0,33 grados.

En las gráficas se muestran los resultados de la estimación del ángulo de cabeceo (θ) para ambos métodos *Figura 5.10 (c)*. Como se puede observar el método 2 es más robusto que el método 1, frente a las variaciones del alabeo (ρ). Para cuantificar el comportamiento de un método frente al otro, se analizan los errores en ambos métodos. El método 1 obtiene un error medio de 0,69 grados (mediana 0,44) con una desviación típica de 0,75 grados, mientras que el error medio del método 2 es de 0,20 grados (mediana 0,14) con una desviación estándar de 0,24. El uso del método 2 supone una reducción del error medio (suponiendo que no se desprecian los valores del ángulo de alabeo (ρ)), a una tercera parte del obtenido por el método 1 (suponiendo los valores del ángulo de alabeo (ρ)).

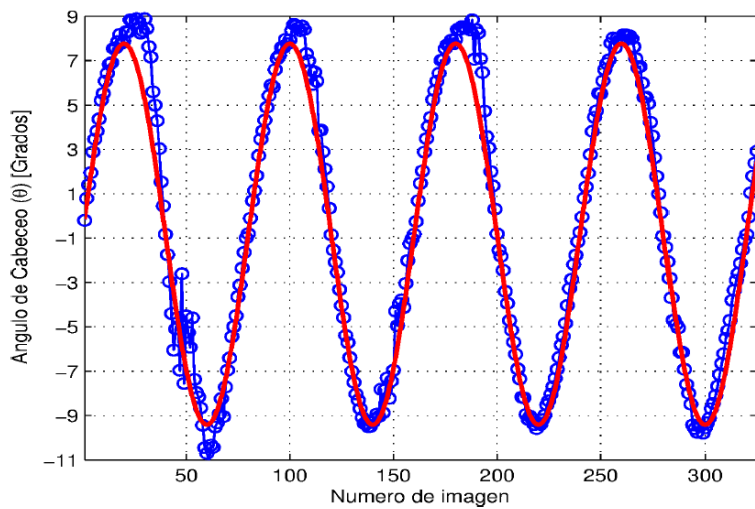
A continuación, se va a realizar una estimación de la eficacia del método presentado a la hora de obtener el valor de la altura (h) a la que se encuentra situado el sistema estéreo y el posible efecto que tenga sobre esta estimación las variaciones del ángulo de alabeo (ρ) *Figura 5.10 (a)*.



(a) • Estimación de ángulo de alabeo (ρ).



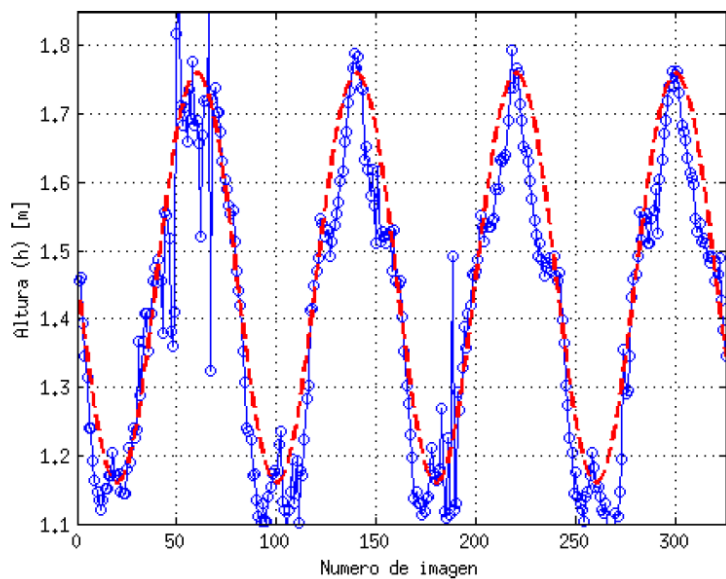
(b) • Estimación del ángulo de cabeceo (θ) (Método 2).



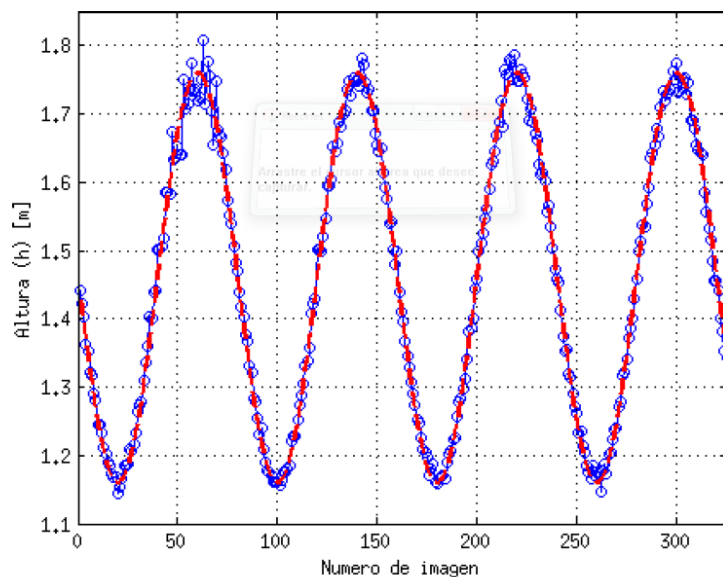
(c) • Estimación del ángulo de cabeceo (θ) (Método 1).

Figura 5.10. Resultado de la estimación del ángulo de alabeo (ρ) y del ángulo de cabeceo (θ). Los valores estimados aparecen como círculos unidos por líneas en azul y el ground truth como una línea en rojo. (a) y (b) Resultados suponiendo valores de alabeo (ρ) no despreciables (Método 2). (c) Resultados suponiendo valores de alabeo (ρ) despreciables. (Método 1).

A continuación se realiza una comparación entre los métodos de autocalibración descritos anteriormente, tal y como se muestra en la *Figura 5.11*, donde la altura (h) del sistema estéreo varía entre 1,15 y 1,75 metros, y además también se observa la variación del ángulo de alabeo (ρ). Para el método 1 (despreciando los valores del ángulo de alabeo (ρ)) se obtienen los resultados que se muestran en la *Figura 5.11 (a)* y para el método 2 (no despreciando los valores del ángulo de alabeo (ρ)) los de la *Figura 5.11 (b)*. Con una primera apreciación se observa la mejora del método 2 con respecto al método 1. Cuantificando los resultados la estimación del método 1 ha obtenido un error medio de 0,062 metros, con una desviación estándar de 0,052 frente al error medio de 0,012 metros con desviación estándar de 0,01 metros del método 2, donde el error medio se reduce a una quinta parte.



(a)



(b)

Figura 5.11. Resultado de la estimación de la altura (h) cuando aparecen valores del ángulo de alabeo (ρ) no despreciables. Los valores estimados aparecen como círculos unidos por líneas azules y el ground truth como una línea discontinua en rojo. (a) Resultados suponiendo valores de alabeo (ρ) no despreciables. (b) Resultados suponiendo valores de alabeo (ρ) despreciables.

Realizando una valoración sobre el método 2, comprobando el efecto de reducir el número de puntos pertenecientes a la calzada a la hora de realizar la estimación, se analizan los errores obtenidos para los diferentes porcentajes (entre 1% y 50%). La *Tabla 5.1* muestra las estadísticas del error en la estimación del ángulo de cabeceo (θ) y la *Tabla 5.2* contiene las estadísticas del error en la estimación del ángulo de alabeo (ρ). El objetivo de este estudio es evaluar cuál es el porcentaje óptimo para el cálculo de los parámetros extrínsecos, con la intención de reducir la carga computacional del algoritmo. Tal y como se observa en las gráficas se puede reducir de manera considerable el porcentaje de puntos de la calzada a utilizar, sin que esto afecte negativamente a los resultados. El porcentaje adecuado para la implementación del algoritmo es de un 5% de los puntos de la calzada. Este porcentaje (5%) es el que ha sido aplicado en los resultados de esta memoria.

% Puntos utilizados	50%	25%	5%	1%
Media [Grados]	0,1856	0,1751	0,1985	0,2266
Mediana [Grados]	0,1450	0,1257	0,1439	0,1520
Desviación Estándar [Grados]	0,2059	0,2396	0,2360	0,2733

Tabla 5.1. Resultados de la estimación del ángulo de cabeceo (θ) según el número de puntos de la calzada utilizados.

% Puntos utilizados	50%	25%	5%	1%
Media [Grados]	0,3361	0,3598	0,3791	0,3850
Mediana [Grados]	0,3209	0,3158	0,3401	0,3500
Desviación Estándar [Grados]	0,3202	0,3064	0,3306	0,3076

Tabla 5.2. Resultados de la estimación del ángulo de alabeo (ρ) según el número de puntos de la calzada utilizados.

COMPARACIÓN CON OTROS MÉTODOS

A lo largo de este apartado se va a realizar una comparación de los resultados obtenidos en la autocalibración de los parámetros extrínsecos (h , θ , ρ) con el Método 2 frente a dos algoritmos de autocalibración existentes [34] [35].

En los dos algoritmos parten de la geometría de la calzada situada delante del vehículo suponiéndola plana y basándose en el mapa de disparidad para obtener los parámetros intrínsecos, ambos se basan en las mismas premisas del algoritmo presentado en este trabajo, dando lugar una comparación de los métodos.

Lo primero que se ha de tener en cuenta son las singularidades del método [34], este algoritmo utiliza un gran número de valores aleatorios, los cuales condicionan el resultado final, haciendo difícil una comparación cuantitativa. Por otra parte el algoritmo hace un mínimo de diez proyecciones del mapa de disparidad y sus correspondientes ajustes a una recta, la precisión del algoritmo es mayor cuanto mayor será el número de proyecciones utilizadas, haciendo más difícil la comparación, por ello esta comparación se hace más de

modo cualitativo que cuantitativo. El método 2 explicado en este trabajo, solo necesita una proyección del mapa libre y su correspondiente ajuste para poder estimar así los parámetros extrínsecos, sin depender de ningún valor aleatorio.

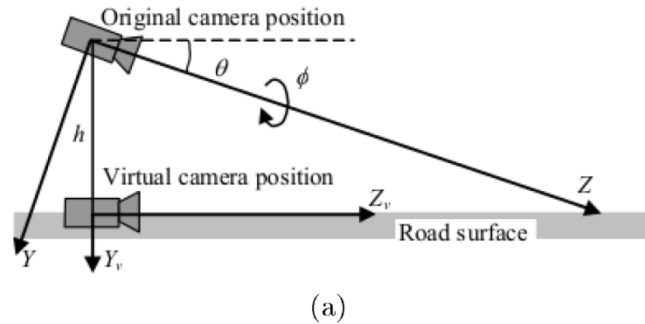


Figura 5.12. (a) Esquema del cambio de la situación del sistema estéreo en la construcción del mapa de disparidad virtual. Imagen procedente de [35]. (b) Mapa de disparidad original (Ecuilizado). (c) Mapa de disparidad virtual (Ecuilizado).

Posteriormente se ha analizado un segundo algoritmo para su comparación [35]. Este algoritmo trabaja a partir del mapa de disparidad virtual (*Virtual disparity map*) (Figura 5.12(c)), este mapa de disparidad virtual se basa en elaborar el mapa de disparidad equivalente suponiendo que el sistema estéreo se encuentra al nivel de la calzada (plano del suelo) tal y como indica la imagen (Figura 5.12(a)). Para ello construye un nuevo mapa de disparidad considerando que el sistema estéreo se instaló en un plano paralelo al del suelo, mediante una transformación homogénea sin aproximación, por lo que la imagen nueva (U_v) de disparidad contiene información tridimensional. Esta se obtiene girando y trasladando la imagen de disparidad inicial U , tal y como indican las ecuaciones siguientes:

$$U_v = S^{-1} \cdot D \cdot S \cdot U \tag{5.26}$$

$$U = [u/d, v/d, 1/d]^T \quad (5.27)$$

$$S = \begin{bmatrix} b & 0 & -bc_u & 0 \\ 0 & b & -bc_v & 0 \\ 0 & 0 & bf & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5.28)$$

$$D = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & -h \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \theta & \sin \theta & 0 \\ 0 & -\sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos \rho & \sin \rho & 0 & 0 \\ -\sin \rho & \cos \rho & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5.29)$$

Para la primera aproximación se parte de valores iniciales los cuales se calculan de la primera imagen de disparidad tomada, mediante las ecuaciones (5.31, 5.32 y 5.33). En las sucesivas imágenes se obtiene la variación de cada uno de los parámetros intrínsecos por la descomposición de la matriz de transformación homogénea (ec 5.30). Para calcular los valores para la siguiente imagen de la secuencia sumamos al valor anterior el incremento obtenido ($\Delta h, \Delta \theta, \Delta \rho$).

$$D_t = \widehat{D}_t \cdot D_{t-1} \quad (5.30)$$

$$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{c_v - B}{f} \right) \quad (5.31)$$

$$h = b \cdot A \cdot \cos \theta \quad (5.32)$$

$$\Delta \rho = \tan^{-1} A \quad (5.33)$$

Los errores de la estimación de los distintos parámetros extrínsecos (h, θ, ρ) con este método [35], se encuentran recogidos en la *Tabla 5.3*, además en la *Tabla 5.4* se muestran los resultados obtenidos haciendo uso del método 2.

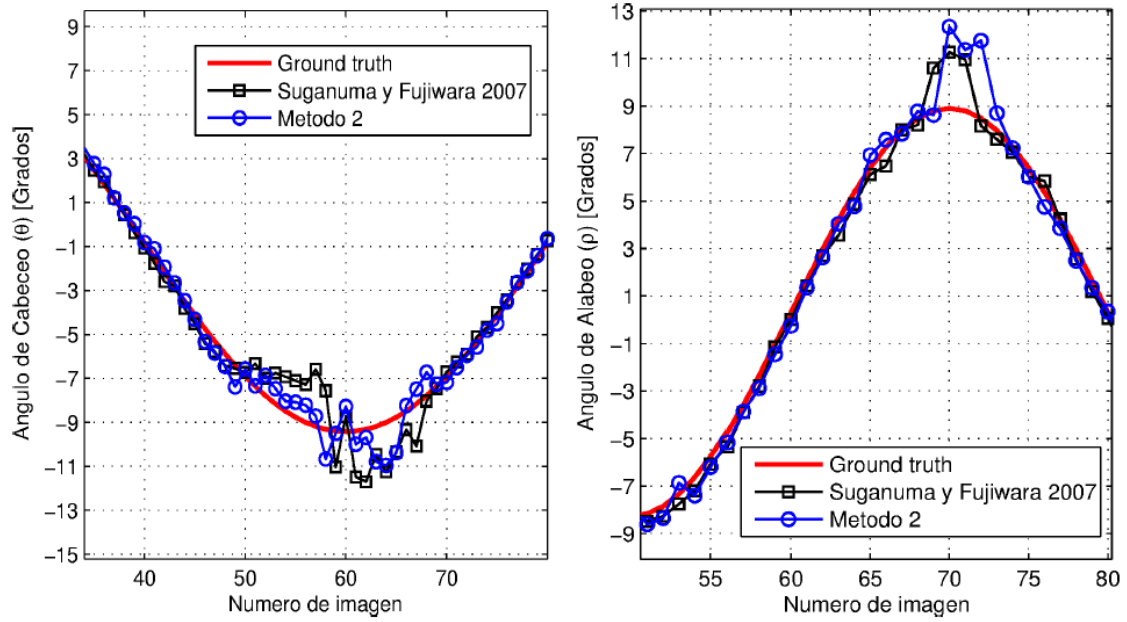
	Altura (h)	Ángulo de alabeo (ρ)	Ángulo de cabeceo (θ)
Media [Grados]	0,018 [metros]	0,36 [Grados]	0,2685 [Grados]
Mediana [Grados]	0,012 [metros]	0,129 [Grados]	0,14 [Grados]
Desviación Estándar [Grados]	0,025 [metros]	0,31 [Grados]	0,37 [Grados]

Tabla 5.3. Estadísticas del resultado de la estimación de los parámetros extrínsecos utilizando el algoritmo presentado en [35].

	Altura (h)	Ángulo de alabeo (ρ)	Ángulo de cabeceo (θ)
Media [Grados]	0,012 [metros]	0,38 [Grados]	0,20 [Grados]
Mediana [Grados]	0,009 [metros]	0,34 [Grados]	0,14 [Grados]
Desviación Estándar [Grados]	0,010 [metros]	0,33 [Grados]	0,24 [Grados]

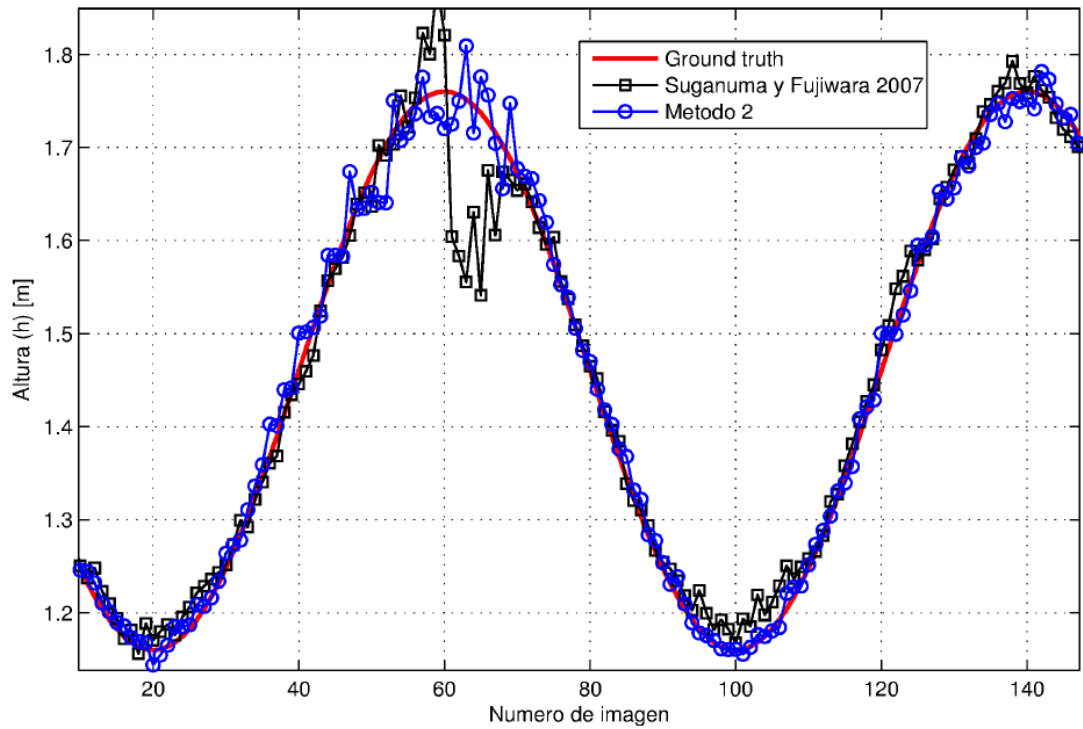
Tabla 5.4. Estadísticas del resultado de la estimación de los parámetros extrínsecos mediante el método 2 utilizando un 5% de los puntos disponibles.

Analizando ambas tablas se puede deducir que el método presentado en este trabajo muestra un mejor comportamiento en la estimación de la altura (h) y del ángulo de cabeceo (θ) (Figura 5.13 (a)), sin embargo a la hora de estimar el ángulo de alabeo (ρ) (Figura 5.13 (b)) dan resultados similares, siendo [35] un poco menos preciso. En la Figura 5.13 (c), se puede observar la importante mejoría del método 2 en la estimación de la altura (h), se ajusta notablemente al *ground truth* si se compara con el método [35].



(a) Ángulo de cabeceo (θ)

(b) Ángulo de alabeo (ρ)



(c) Altura (h)

Figura 5.13. Comparación de los resultados de estimación de los parámetros extrínsecos utilizando el método 2 (azul) y el presentado en [35] (negro).

RESULTADOS EXPERIMENTALES.

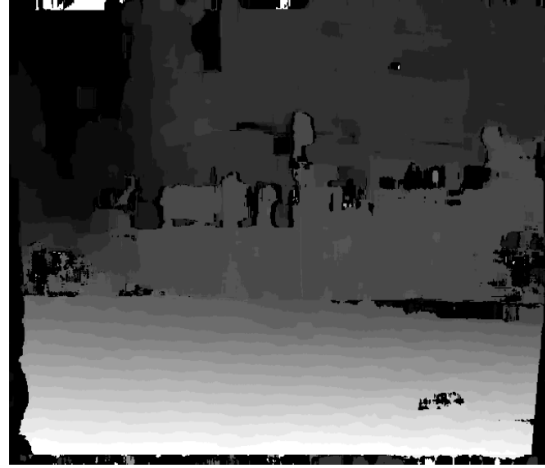
Por último vamos a realizar un ejemplo sobre el comportamiento del método presentado en este trabajo, para ello se toman secuencias capturadas en entornos reales de tráfico. Los resultados obtenidos por el algoritmo de autocalibración (Método 2) en una secuencia de 60 imágenes, se pueden visualizar en *Figura 5.14*. El vehículo se encuentra en un entorno urbano real, se puede observar una inclinación de la calzada hacia el lado derecho (*Figura 5.14 (a)*). El vehículo se encuentra realizando un giro hacia la derecha, por lo que se aprecia un incremento en el ángulo de alabeo (ρ) (*Figura 5.14 (e)*) y variación en ángulo de cabeceo (θ) (*Figura 5.14 (d)*). Además se muestran para la misma secuencia los resultados obtenidos para el método [35].

A partir de una segunda secuencia (*Figura 5.15*) realizamos otro ejemplo de la estimación de los parámetros extrínsecos (h, θ, ρ). Esta secuencia está formada por 120 imágenes, en ella se comprueba como el vehículo circula por un cambio de rasante *Figura 5.15 (a)*, por lo que el ángulo de alabeo (ρ) sufre una inclinación hacia la izquierda (*Figura 5.15 (d)*). En la gráfica *Figura 5.15 (e)* se aprecia como el algoritmo detecta cambios que se producen sobre el ángulo de cabeceo (θ) *Figura 5.15 (e)*, en el de alabeo y también en la estimación de la altura (h) del sistema estéreo (*Figura 5.15 (f)*).

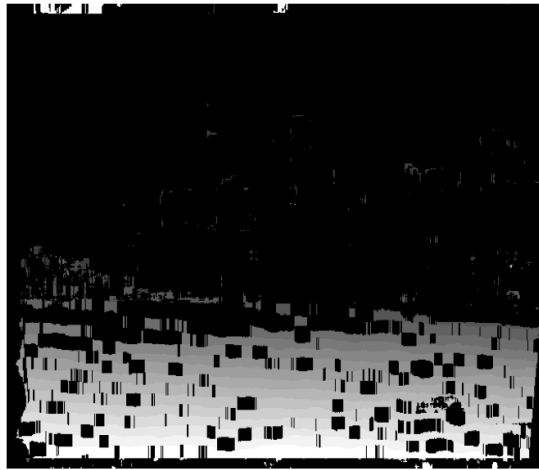
Para estos ejemplos se muestran tanto los mapas de disparidad (*Figura 5.14 (b)* y *Figura 5.15 (b)*) como los mapas libres (*Figura 5.14 (c)* y *Figura 5.15 (c)*), donde se puede apreciar que los puntos correspondientes a la calzada se encuentran en el mapa libre. Esto permite reducir el número de puntos no pertenecientes a la calzada a la hora de realizar la autocalibración. Hay que recordar que los resultados presentados en estos ejemplos utilizan un 5% de los puntos de la calzada.



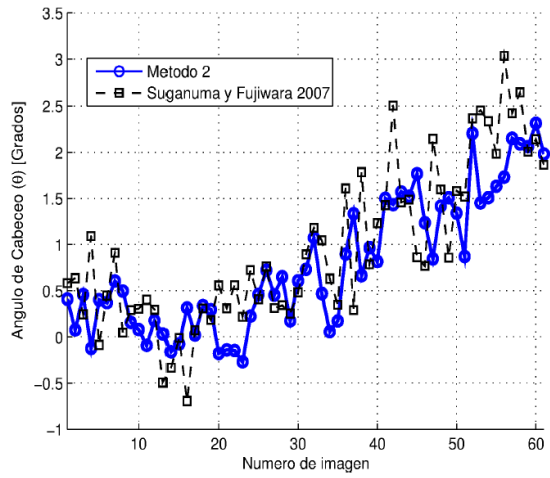
(a) Imagen visible izquierda.



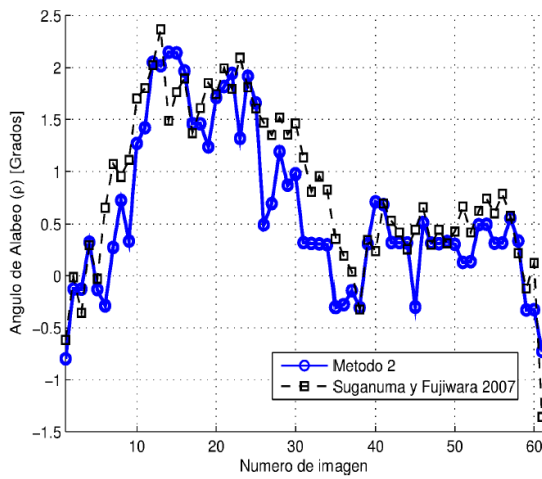
(b) Mapa de disparidad (Ecuilizado).



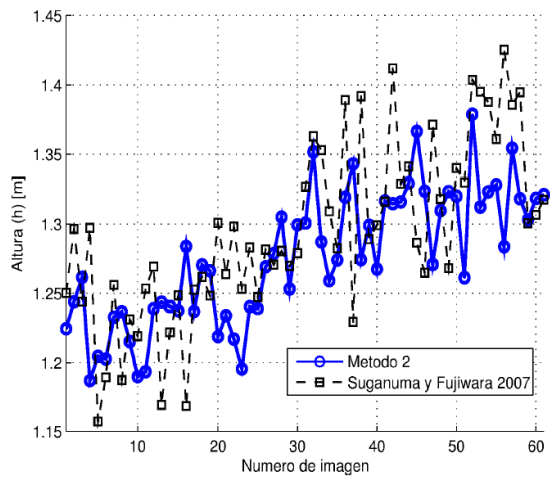
(c) Mapa libre (Ecuilizado).



(d) Ángulo de alabeo (ρ).



(e) Ángulo de cabeceo (θ).

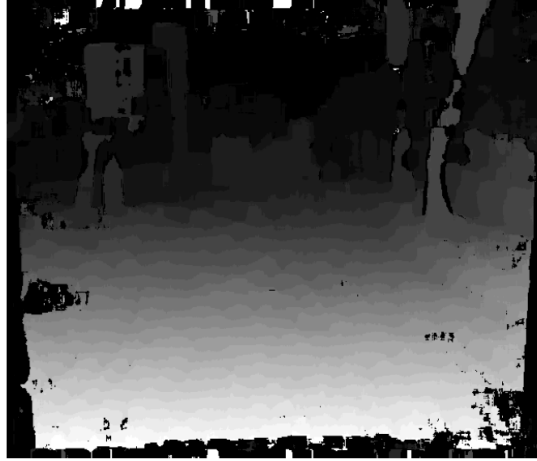


(f) Altura (h).

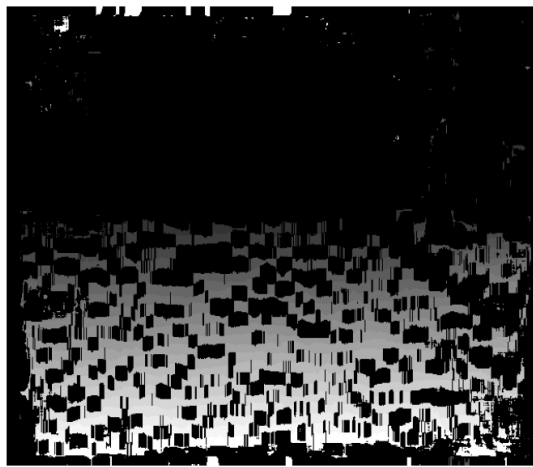
Figura 5.14. Resultados de la estimación de los parámetros extrínsecos (h , θ , ρ) en un entorno de tráfico urbano.



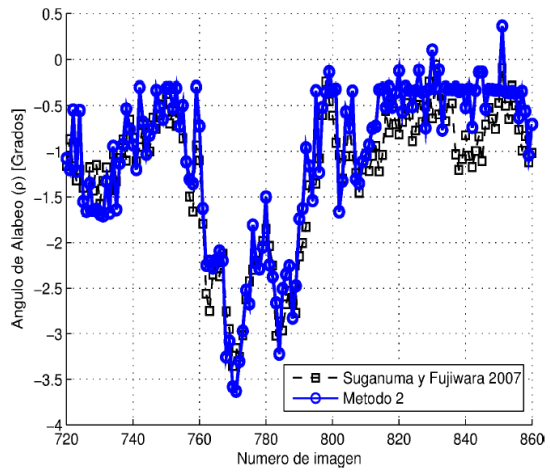
(a) Imagen visible izquierda.



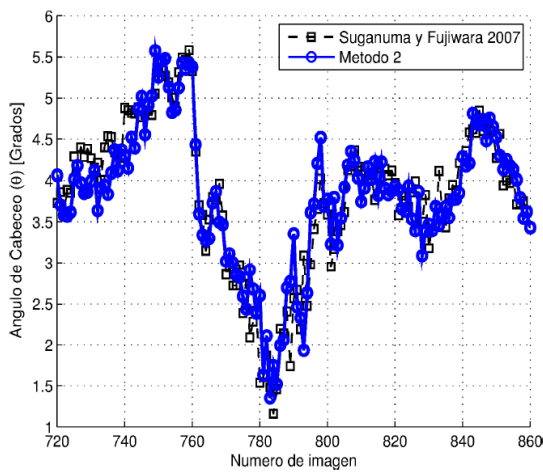
(b) Mapa de disparidad (Ecuilizado).



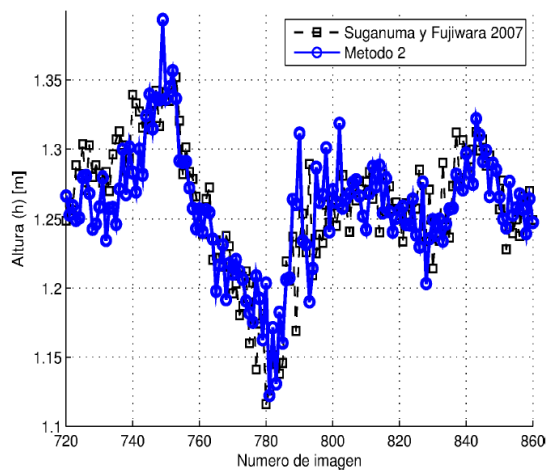
(c) Mapa libre (Ecuilizado).



(d) Ángulo de alabeo (ρ).



(e) Ángulo de cabeceo (θ).



(f) Altura (h).

Figura 5.15. Resultados de la estimación de los parámetros extrínsecos (h , θ , ρ) en un entorno de tráfico urbano.

6. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

6.1. CONCLUSIONES

El objetivo de este proyecto era la autocalibración de parámetros extrínsecos. Este requisito se ha cumplido con un algoritmo bastante robusto. Además de realizar la comparativa de este con otros métodos ya desarrollados. Como se ha podido comprobar el método desarrollado en este trabajo es muy más eficaz y rápido, ya que necesita un menos porcentaje de puntos obteniendo errores de estimación más bajos que los otros.

6.2. TRABAJOS FUTUROS

Los algoritmos actuales, incluyendo el estudiado en este trabajo, son capaces de analizar la calzada que se encuentra delante de ellos, basándose en puntos fijos de la misma. Algunas de las posibles mejoras son:

- Implementar un filtrado temporal para reducir los posibles errores en la estimación de los parámetros extrínsecos.
- Implementación del algoritmo en GPU (Graphic Processing Unit).

7. PRESUPUESTO

En este capítulo es presentar una relación aproximada de los costes del proyecto. En primer lugar, se detallan los tiempos dedicados a cada fase del proyecto:

Etapa	Tiempo
Estudio y comprensión del problema a resolver	20 h
Documentación	40 h
Redacción de la memoria	50 h
Implementación del código	60 h
Pruebas del algoritmo	20 h
TOTAL	190 h

Suponiendo un coste aproximado de 30 €/hora (impuestos incluidos) para un programador junior, el precio de la mano de obra sería:

$$190 \text{ h} * 30 \text{ €/hora} = 5700 \text{ €}$$

También hay que tener en cuenta los siguientes materiales:

Concepto	Coste
Pc estándar	900 €
Cámara estéreo (Bumblebee de Pointgrey)	3000 €
Licencia Matlab	1000 €
Otro material (cables, soportes, etc.)	100 €
TOTAL	5000 €

Por otro lado, realizar la instalación del equipamiento en el vehículo se tardan 10 horas por parte de un técnico especializado, con un coste de 25 €/hora, el presupuesto se incrementa en:

$$10 \text{ h} * 25 \text{ €/hora} = 250 \text{ €}$$

La suma total de los gastos del proyecto sería:

$$5700 \text{ €} + 5000 \text{ €} + 250 \text{ €} = \mathbf{10950 \text{ €}}$$

8. BIBLIOGRAFÍA

- [1] DGT, "Anuario y estadísticas de accidentes de tráfico". <http://www.dgt.es/es/seguridad-vial/estadisticas-e-indicadores/publicaciones/anuario-estadistico-accidentes/>
[Online; disponible el 27 de Marzo de 2014].
- [2] Mercedes Benz, "Sistemas de ayuda a la conducción". http://www.mercedes-benz.es/content/spain/mpc/mpc_spain_website/es/home_mpc/passengercars/home/new_cars/models/cl-class/_c216/facts_/comfort/assistancesystems.html.
[Online, disponible el 27 de Marzo de 2014].
- [3] Ford, "Ford Active Vision. Premios NCAP".
<http://www.ford.es/AcercadeFord/SeguridadEuroNCAP>
[Online, disponible el 27 de marzo de 2014]
- [4] Volvo, "City safety".
http://www.volvocars.com/es/footer/Pages/_CitySafetyTerms.aspx.
[Online, disponible el 27 de marzo de 2014].
- [5] WorldCar, "Volvo Launches Driver Alert Control"
<http://www.worldcarfans.com/10708283742/volvo-launches-driver-alert-control>
[Online, disponible el 27 de marzo de 2014]
- [6] BMW, "BMW Connected Drive".
http://www.bmw.com/com/en/insights/technology/connecteddrive/2013/driver_assistance/intelligent_driving.html
[Online, disponible el 27 de marzo de 2014].
- [7] BMW, "Imágenes del Sistema de abordó y protección activa".
http://www.bmw.es/home/topics/Mundo_BMW/connecteddrive-2013/asistencia-conductor/intelligent-driving.html
[Online, disponible el 27 de marzo de 2014].
- [8] "Funcionamiento Driverless car de Google".
<http://www.motorpasionfuturo.com/coches-del-futuro/como-funciona-el-coche-autonomo-de-google>
[Online, disponible el 27 de marzo de 2014].
- [9] ELPAIS.COM, "Google prueba coches sin conductor" [en línea].
El País [ref. de 10 de octubre de 2010]. Disponible en Web:
http://www.elpais.com/articulo/tecnologia/Google/prueba/coches/conductor/elpeputec/20101010elpeputec_1/Tes
[Online, disponible el 27 de marzo de 2014].
- [10] Alberto Broggi, "VisLab".
<http://vislab.it/>
[Online, disponible el 27 de marzo de 2014].

- [11] Alberto Broggi, Pietro Cerri, Stefano Ghidoni, Paolo Grisleri and Ho Gi Jung
 “A New Approach to Urban Pedestrian Detection for Automatic Braking” in IEEE Transactions on intelligent transportation systems, Vol 10, Nº 4, December 2009.
<http://www.ce.unipr.it/people/bertozzi/pap/cr/mandotrans2009.pdf>
- [12] P. Guiade, “Proyecto guiade”.
http://www.ptcarretera.es/proyecto_guiade_guiado_automatizado_de_vehiculos_de_trasporte_publico_mediante_percepcion_multimodal_para_mejorar_la_eficiencia.html
 [Online, disponible el 27 de marzo de 2014].
- [13] Jose María Armingola, Arturo de la Escalera, Cristina Hilario, Juan M. Collado, Juan Pablo Carrasco, Marco Javier Flores, Jose Manuel Pastor, F^{co} José Rodríguez;
 “IVVI: Intelligent vehicle based on visual information”
https://e-archivo.uc3m.es/bitstream/handle/10016/7047/ivvi_armingol_RAS_2007_ps.pdf?sequence=1
- [14] Paul Allen Tipler, Gene Mosca; “Física para la ciencia y la tecnología”
 Editorial Reverte
- [15] R. Annequin, J Boutigny: “Óptica, Volumen 1”
 Capítulo 5.7. Lentes Delgadas. Editorial Reverte
- [16] Domingo Gallardo López “Búsqueda y tracking de modelos 2D en imágenes”
<http://www.dccia.ua.es/dccia/inf/asignaturas/Vision/vision-tema4.pdf>
 [Online, disponible el 27 de marzo de 2014].
- [17] “Mecanismo de visión estereoscópica”
http://www.avizora.com/publicaciones/cine/textos/mecanismo_vision_estereoscopica_0059.htm
 [Online, disponible el 27 de marzo de 2014].
- [18] Raphael Labayrade, Didier Aubery, Jean-Philippe Tarel,
 “Real Time Obstacle Detection in Stereovision on Non Flat Road Geometry Through “V-disparity” Representation”.
 Intelligent Vehicle Symposium, 2002. IEEE. Volume 2, pp. 646-651.
- [19] Javier González Jiménez. “Visión por computador”. Madrid:
 Editorial Paraninfo, 2000. 429 p. ISBN: 84-283-2603-4.
- [20] Scharstein, Daniel; Szeliski, Richard. “A Taxonomy and Evaluation of Dense Two-Frame Stereo Correspondence Algorithms”. International Journal of Computer Vision, 47(1/2/3):7-42, April-June 2002. Microsoft Research Technical Report MSR-TR-2001-81, November 2001.
- [21] Sebastian Thrun, Mike Montemerlo, Hendrik Dahlkamp, David Stavens. “Stanley: The Robot that Won the DARPA Grand Challenge”
 Journal of Field Robotics. 2006

- [22] Google – Oficial Blog
<http://googleblog.blogspot.com.es/2014/04/the-latest-chapter-for-self-driving-car.html>
 [Online; disponible el 6 de Mayo de 2014].
- [23] Qi Wang, Qin Zhang y Francisco Rovira-Más, "Auto-Calibración Method to Determine Camera Pose for Stereovision-Based Off-Road Vehicle Navigation".
- [24] Fadi Dornaika y Ángel D.Sappa, "Real Time On Board Stereo Camera Pose through Image Registration".
 2008 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Eindhoven, June, 2008.
- [25] A.Sappa, D. Gerónimo, F.Dornaika y A.López, "Stereo Vision Camera Pose Estimation On-Board Applications".
 Computer Vision Center and Autonomous University of Barcelona.
- [26] András Bódis-Szomorú y Tamás Dabóczy. "Optimization methods to calibrate a stereo rig with increased accuracy for vehicular applications".
 Departament of Measurement and Information Systems. Budapest University of Technology.
- [27] Juan M. Collado, Crisitna Hiliario, Arturo de la Escalera and Jose M. Armingol. "Self-calibration of an On-Board Stereo-vision Sistem for Driver Assistance Systems".
 Departament of Systems Engineering and Automation.
 Universidad Carlos III de Madrid, Spain.
- [28] Cristina Vancea, Tiberiu Marita y Thorsten Graf.
 "Online Extrinsic Parameters Calibration for Stereovision Systems Used in Far-Range Detection Vehicle Applications".
 IEEE Transactions on Intelligent Transportation Sstems, VOL.8, Nª4, Diciembre 2007.
- [29] Stephanie Hold, Christian Nunn, Anton Kummert y Stefan Müller-Schneiders.
 "Efficient and Robust Extrinsic Camera Calibration Procedure for Lane Departure Warning". University of Wuppertal, Germany.
- [30] J. Civera. "Strucrute from Motion Using the Extended Kalman Filter". Pp. 111-122
 Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2012, Germany.
- [31] Hatem Alismail, Brett Browning, M. Bernardine Dias. "Evaluating Pose Estimation Methods for Stereo Visual Odometry on Robots". Carnegie Mellon University
- [32] Chee Way Teoh, ChingSeong Tan y Yong Chain Tan. "Ground Plane Detection for Autonomous Vehicle in Rainforest".
 University Tunku Abdul Rahman, Malasia. Noviembre 2010
- [33] Van Der Mark, W., & Gavrila, D. M. "Real-time dense stereo for intelligent vehicles"
 Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on, 7(1), 38-50. (Year 2006)
- [34] Rafael Labayrade and Didier Aubert. "A single framework for Vehicle roll, pitch, yaw estimation and obstacles detection by stereovision"
 Vehicle Infrastructure driver interactions research unit – LIVIC. Versailles Satory, France (2003)

- [35] N. Suganuma y N. Fujiwara. "An obstacle extraction method using virtual disparity image"
2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Istanbul, Turkey, June 2007
- [36] Basam Musleh, David Martin, José María Armingol y Arturo de la Escalera.
2014 IEEE International Conference on Robotics & Automation (ICRA)
Junio 2014 Hong Kong, China. Pag 3983 – 3988.
- [37] Zhao, J., Katupitiya, J. y Ward, J.
Global correlation based ground plane estimation using v-disparity image.
Robotics and Automation, 2007 IEEE International Conference on, Robotics and Automation
- [38] Broggi, A., Caraffi, C., Fedriga, R. I. y Grisleri, P.
Obstacle detection with stereo vision for off-road vehicle navigation. En Computer Vision and
Pattern Recognition-Workshops, 2005.
CVPR Workshops. IEEE Computer Society Conference on , páginas 65-65. IEEE, 2005.
- [39] Lee, C.-H., Lim, Y.-C., Kwon, S. y Lee, J.-H.
Obstacle localization with a binarized v-disparity map using local maximum frequency values
in stereo vision.
In Signals, Circuits and Systems, 2008. SCS 2008. 2nd International Conference on, páginas 1-
4. IEEE, 2008
- [40] Van Der Mark, W., & Gavrila, D. M. (2006).
Real-time dense stereo for intelligent vehicles.
Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on, 7(1), 38-50.
- [41] Hu, Z. y Uchimura, K.
Uv-disparity: an efficient algorithm for stereovision based scene analysis.
En IEEE , intelligent Vehicles Symposium, 2005. Proceedings, páginas 48-54. IEEE, 2005.

9. ACRÓNIMOS

- ¹ **PROMETHEUS:** Program for a European Traffic with Highest Efficiency and Unprecedented Safety.
- ² **DARPA:** Acrónimo de la expresión en inglés Defense Advanced Research Projects Agency (Agencia de Proyectos de Investigación Avanzados de Defensa) es una agencia del Departamento de Defensa de Estados Unidos responsable del desarrollo de nuevas tecnologías para uso militar.
- ³ **DARPA Grand Challenge:** Carrera de vehículos autónomos que deben llegar desde un punto de los Estados Unidos hasta otro sin intervención humana y disponiendo únicamente de un listado de puntos intermedios entre el principio del circuito y el final. Está fundada por la DARPA, una organización de investigación del Departamento de Defensa de los Estados Unidos.
- ⁴ **VIAC:** Prueba extrema de los vehículos autónomos. Funcionó desde julio 20, 2010 hasta octubre 28, 2010, afecta a cuatro vehículos sin conductor de conducción, prácticamente sin intervención humana en un viaje de casi 16.000 kilómetros desde Parma, Italia a Shanghai, China.
- ⁵ **RANSAC:** Es una abreviatura de "Consenso muestra aleatoria". Es un método iterativo para calcular los parámetros de un modelo matemático de un conjunto de datos observados que contiene valores atípicos. Se trata de un algoritmo no determinista en el sentido de que produce un resultado razonable sólo con una cierta probabilidad, con esta probabilidad cada vez mayor a medida que más iteraciones se permiten.