



ESPE
UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA

CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA, AUTOMATIZACIÓN Y CONTROL

TRABAJO DE TITULACIÓN, PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE INGENIERO EN ELECTRÓNICA, AUTOMATIZACIÓN Y CONTROL

TEMA: DESARROLLO DE UN ALGORITMO PARA LA GENERACIÓN AUTOMÁTICA DE LAS ZONAS DE INTERÉS PARA LA DETECCIÓN DE PEATONES USANDO MONOCÁMARA EN TIEMPO REAL

AUTOR: CHICAIZA JAMI, JUAN CARLOS

DIRECTOR: Dr: FLORES CALERO, MARCO JAVIER

SANGOLQUÍ

2018



**DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA
CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA, AUTOMATIZACIÓN Y
CONTROL**

CERTIFICACIÓN

Certifico que el trabajo de titulación, “*DESARROLLO DE UN ALGORITMO PARA LA GENERACIÓN AUTOMÁTICA DE LAS ZONAS DE INTERÉS PARA LA DETECCIÓN DE PEATONES USANDO MONOCÁMARA EN TIEMPO REAL*” fue realizado por el señor *CHICAIZA JAMI, JUAN CARLOS* el mismo que ha sido revisado en su totalidad, analizado por la herramienta de verificación de similitud de contenido; por lo tanto cumple con los requisitos teóricos, científicos, técnicos, metodológicos y legales establecidos por la Universidad de Fuerzas Armadas ESPE, razón por la cual me permito acreditar y autorizar para que lo sustente públicamente.

Sangolquí, 08 de agosto del 2018

Firma:


Ing. Marco Javier Flores Calero Ph.D.

C. C....0502198757..





**DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA
CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA, AUTOMATIZACIÓN Y
CONTROL**

AUTORIA DE RESPONSABILIDAD

Yo, *CHICAIZA JAMI, JUAN CARLOS*, declaro que el contenido, ideas y criterios del trabajo de titulación: *“DESARROLLO DE UN ALGORITMO PARA LA GENERACIÓN AUTOMÁTICA DE LAS ZONAS DE INTERÉS PARA LA DETECCIÓN DE PEATONES USANDO MONOCÁMARA EN TIEMPO REAL”* es de mi autoría y responsabilidad, cumpliendo con los requisitos teóricos, científicos, técnicos, metodológicos y legales establecidos por la Universidad de Fuerzas Armadas ESPE, respetando los derechos intelectuales de terceros y referenciando las citas bibliográficas.

Consecuentemente el contenido de la investigación mencionada es veraz.

Sangolquí, 08 de agosto del 2018

.....
Juan Carlos Chicaiza Jami
C.C.: 1721924155



DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA
CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA, AUTOMATIZACIÓN Y
CONTROL

AUTORIZACIÓN

Yo, *CHICAIZA JAMI, JUAN CARLOS* autorizo a la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE publicar el trabajo de titulación: *DESARROLLO DE UN ALGORITMO PARA LA GENERACIÓN AUTOMÁTICA DE LAS ZONAS DE INTERÉS PARA LA DETECCIÓN DE PEATONES USANDO MONOCÁMARA EN TIEMPO REAL* en el Repositorio Institucional, cuyo contenido, ideas y criterios son de mi responsabilidad.

Sangolquí, 08 de agosto del 2018

A handwritten signature in blue ink, appearing to read 'Chicaiza', is written over a horizontal dotted line.

Juan Carlos Chicaiza Jami
C.C.: 1721924155

DEDICATORIA

A mis padres César y Elsa por haberme apoyado y motivado en mi formación académica, fomentando los valores y principios para ser una persona de bien, y gracias a su sacrificio y ejemplo he conseguido alcanzar esta meta en mi vida.

A mis hermanos Paola, Danny y Evelyn, por brindarme su apoyo en los momentos difíciles y que a pesar de las adversidades nos hemos mantenido como una familia unida con el apoyo mutuo de cada uno.

Este trabajo es dedicado para ustedes con cariño y gratitud.

Juan Carlos Chicaiza Jami

AGRADECIMIENTOS

A mis padres que son mi vida, mi apoyo incondicional, por creer en mi para poder seguir adelante en este largo camino con las fuerzas necesarias para superar los diferentes obstáculos y dificultades que nos presenta la vida.

A mis amigos de la universidad por los momentos compartidos dentro y fuera de las aulas de clases, por su apoyo y confianza, han sido muy importantes en esta etapa de mi vida.

Al Doctor Marco Flores por los conocimientos compartidos y que con su guía constante fue un pilar fundamental en la finalización de este proyecto.

Juan Carlos Chicaiza Jami

ÍNDICE DE CONTENIDOS

CERTIFICACIÓN	i
AUTORÍA DE RESPONSABILIDAD	ii
AUTORIZACIÓN	iii
DEDICATORIA	iv
AGRADECIMIENTOS	v
ÍNDICE DE CONTENIDOS	vi
ÍNDICE DE FIGURAS	x
RESUMEN	xii
ABSTRACT	xiii
CAPITULO I	1
1. INTRODUCCIÓN	1
1.1. Antecedentes	1
1.2. Sistemas Inteligentes de transporte	1
1.2.1. Sistemas avanzados de asistencia a la conducción.....	3
1.3. Justificación e importancia.....	4
1.4. Alcance del proyecto.....	7
1.5. Objetivos	8

1.5.1. Objetivo general	8
1.5.2. Objetivo específico.....	8
1.6. Estructura del documento.....	9
CAPITULO II.....	10
2. ESTADO DEL ARTE	10
2.1. Introducción.	10
2.2. Métodos de generación de ROIs en Sistemas de Visión monocular.....	10
2.3. Detección de señalización en el piso.....	12
CAPITULO III	14
3. GENERACIÓN DE HIPERPLANOS SOBRE LA CARRETERA CON POTENCIAL DE CONTENER PEATONES	14
3.1. Introducción	14
3.2. Modelo cámara-mundo	14
3.2.1. Primera etapa: Calibración del sistema	15
3.2.2. Detección de líneas.....	18
3.2.3. Estimación de punto de fuga	23
3.2.4. Cálculo de distancias mediante modelo PinHole	24
3.3. Construcción de hiperplanos	26
3.3.1. Lectura de datos	28

3.3.2. Modelo de hiperplano usando IPM	28
CAPITULO IV	32
4. RESULTADOS EXPERIMENTALES	32
4.1. Introducción.	32
4.2. Base de datos	32
4.3. Resultados	32
4.3.1. Altura de la cámara 0.825m	33
4.3.2. Altura de la cámara 1.4m	36
4.3.3. Tiempo de procesamiento	40
CAPITULO V	41
5. CONCLUSIONES	41
5.1. Conclusiones	41
5.2. Recomendaciones	42
5.3. Trabajos futuros.....	42
6. BIBLIOGRAFÍA	43

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. <i>Características de sistemas inteligentes de transporte modernos.</i>	2
Tabla 2. <i>Rendimiento de Sistemas en detección de peatones.</i>	12
Tabla 3. <i>Cálculo de los parámetros del hiperplano a 5m a una Hc de 0.825m.</i>	33
Tabla 4. <i>Cálculo de los parámetros del hiperplano a 10m a una Hc de 0.825m.</i>	34
Tabla 5. <i>Cálculo de los parámetros del hiperplano a 15m a una Hc de 0.825m.</i>	34
Tabla 6. <i>Cálculo de los parámetros del hiperplano a 20m a una Hc de 0.825m.</i>	34
Tabla 7. <i>Valores de altura, distancia y posición de la detección de un peatón a una altura de la cámara de 0.825m</i>	36
Tabla 8. <i>Cálculo de los parámetros del hiperplano a 10m a una Hc de 1.4m.</i>	37
Tabla 9. <i>Cálculo de los parámetros del hiperplano a 15m a una Hc de 1.4m.</i>	37
Tabla 10. <i>Cálculo de los parámetros del hiperplano a 20m a una Hc de 1.4m.</i>	37
Tabla 11. <i>Valores de altura, distancia y posición de la detección de un peatón a una altura de la cámara de 1.4m</i>	39
Tabla 12. <i>Tiempos de ejecución de algoritmo por etapas y tiempo global.</i>	40

ÍNDICE DE FIGURAS

<i>Figura 1.</i> Niveles de riesgo de impacto a peatón.	6
<i>Figura 2.</i> Generación de hiperplanos a diferentes distancias respecto a la cámara montada en una plataforma móvil.	7
<i>Figura 3.</i> Modelo de la cámara-mundo.	8
<i>Figura 4.</i> Modelo Cámara-Mundo. Vista lateral.	15
<i>Figura 5.</i> Primera etapa: Calibración del sistema.	16
<i>Figura 6.</i> Punto de fuga en diferentes ambientes.	16
<i>Figura 7.</i> Problemas en la detección de líneas.	18
<i>Figura 8.</i> Selección de ROI de la imagen original.	19
<i>Figura 9.</i> Selección de ROI para la extracción de líneas.	20
<i>Figura 10.</i> ROI seleccionada II.	20
<i>Figura 11.</i> Imágenes con Operador Sobel.	21
<i>Figura 12.</i> Detección de líneas.	22
<i>Figura 13.</i> Líneas detectadas con T. Hough.	23
<i>Figura 14.</i> Líneas de piso detectadas.	24
<i>Figura 15.</i> Ángulo Roll, vista lateral.	26
<i>Figura 16.</i> Ángulo Pitch, vista superior.	27
<i>Figura 17.</i> Computación de la homografía entre imágenes mediante correspondencia de cuatro puntos.	29
<i>Figura 18.</i> IPM. Puntos de interés.	29
<i>Figura 19.</i> IPM de la zona de búsqueda.	30

Figura 20. Hiperplanos generados a 5,10,15 y 20 m sobre la carretera.	31
Figura 21. Patrón del hiperplano para fase experimental.	33
Figura 22. Generación de hiperplanos, prueba 1.	35
Figura 23. Posición (X, Y, Z) estimada por el algoritmo, prueba 1.	36
Figura 24. Generación de hiperplanos, prueba 2.	38
Figura 25. Posición (X, Y, Z) estimada por el algoritmo, prueba 2.	39

RESUMEN

Una de las principales causas de muerte en el Ecuador es por accidentes de tránsito, los sistemas de detección de peatones permiten a los conductores estar alerta en los diferentes entornos en donde la posibilidad de accidentes es alta mediante los Sistemas Avanzados de Asistencia al Conductor (ADAS). En esta investigación se contempla el desarrollo de un algoritmo para la generación automática de las zonas de interés para la detección de peatones usando monocámara en tiempo real. El proceso está dividido en dos etapas, etapa de calibración y etapa de uso. La primera etapa consiste en el reconocimiento de la zona de búsqueda, y el calcular los valores de parámetros necesarios para la generación de la zona de los hiperplanos. En la segunda etapa se generan los hiperplanos a diferentes profundidades, con el IPM (Mapeo por Perspectiva Inversa) y los hiperplanos se pueden utilizar en aplicaciones como detección de peatones entre otras, para medir la exactitud de la generación de los hiperplanos se evalúa los valores presentados por el algoritmo con valores reales tomados de los lugares en donde se realizaron las pruebas.

PALABRAS CLAVE:

- **HIPERPLANO**
- **PINHOLE**
- **IPM**
- **ROIS**

ABSTRACT

One of the main causes of death in Ecuador is transit accidents, pedestrian detection systems, pedestrian detection systems allow drivers to be alert in different environments where the possibility of accidents is high through Advanced Driver Assistance Systems (ADAS). This research contemplates the development of an algorithm for the automatic generation of the zones of interest for the detection of pedestrians using a single camera on a car in real time. The process is divided into two stages, stage of calibration and stage of use. The first stage consists in the recognition of the search zone, and the calculation of the necessary parameter values for the generation of zones of hyperplane. In the second stage, the hyperplanes are generated at different depths, with IPM (mapping inverse perspective) and hyperplanes can be used in applications such as pedestrian detection among others. To measure the accuracy of the generation of the hyperplanes, the values presented by the algorithm with real values taken from the places where the tests were performed are evaluated.

KEYWORDS:

- **HYPERPLANE**
- **PINHOLE**
- **IPM**
- **ROIS**

CAPITULO I

1. INTRODUCCIÓN

1.1. Antecedentes

Los sistemas de apoyo a la conducción permiten reducir riesgos para una mejor conducción, con la ayuda de avances tecnológicos que permiten el análisis continuo de las inmediaciones del vehículo, en situaciones de mínimo riesgo emiten una alerta para la asistencia activa al conductor, y en casos de riesgo crítico actúan automáticamente evitando accidentes.

Los vehículos inteligentes en la actualidad contienen diversos algoritmos que permiten que un sistema de conducción automático brinde confiabilidad a los usuarios. La detección del camino (calles, vías, carreteras, autopistas, etc.) por medio de cámaras instaladas es uno de los principales inconvenientes debido a las condiciones de vías en mal estado y a variaciones climáticas. El presente proyecto pretende crear un algoritmo eficaz y eficiente de un mapeo de perspectiva inversa con la ayuda de la vista de pájaro (vista desde la parte superior) permitiendo así tener una mejor estimación de las distancias a la que se encuentre en peatón situado al frente del automóvil.

1.2. Sistemas Inteligentes de transporte

Los sistemas inteligentes de transporte están conformados de varias soluciones tecnológicas como telecomunicaciones, automatización, informática, etc. con el fin de mejorar la operación y seguridad en el transporte. Los problemas como la congestión vehicular y diferentes accidentes han sido uno de los principales referentes para el desarrollo de los ITS (Sistemas inteligentes de transporte).

Los ITS tienen como objetivos la eficacia, eficiencia y seguridad, por medio de la combinación de información, comunicaciones y tecnologías de transporte en vehículos e infraestructura. Las características de los sistemas inteligentes aplicados en la actualidad se observan en la **Tabla 1**.

Tabla 1.

Características de sistemas inteligentes de transporte modernos.

Sistemas de Información	Provisión de información de tráfico en tiempo real.
Avanzados de Viajeros	Guía de ruta / Sistemas de navegación
	Información de estacionamiento
	Sistemas de información meteorológica
Sistemas Avanzados de Administración del Transporte	Centros de operación del tráfico
	Control adaptable de señales de tránsito
	Señales de mensajes dinámicos
Sistemas de Tarifas de Transporte Habilitados	Peajes electrónicos
	Pago de tarifa o precio electrónico
	Líneas de expreso
	Tarifas de uso de vehículos por kilómetro recorrido
	VARIABLES de las tarifas de estacionamiento
Sistemas de Transporte Público Avanzados	Información en tiempo real del estado del sistema de transporte público (por ejemplo, autobús, metro, tren, etc.)
	Localización automática de vehículos
	Pago de tarifa electrónica (por ejemplo, tarjetas inteligentes)
Vehículo a Infraestructura de Integración y Vehículo a Vehículo de Integración	Sistema de anticolidión en intersecciones
	Adaptación inteligente de la velocidad

Fuente: Autor (Adaptado de (Ezell, 2010))

Los ITS aportan los siguientes beneficios:

- 1) Aumento de seguridad
- 2) Mejora de rendimiento operativo (reducir la congestión).
- 3) Mejora la movilidad
- 4) Beneficios ambientales
- 5) Aumento en la productividad y crecimiento económico. (Ezell, 2010)

1.2.1. Sistemas avanzados de asistencia a la conducción

El avance de la tecnología ha permitido el desarrollo de sistemas avanzados de asistencia al conductor (por sus siglas en inglés ADAS), estos sistemas permiten incrementar la seguridad, el confort y la eficiencia del vehículo. Durante la conducción se presenta diversas situaciones en las que la actuación de conductor no puede ser óptima por disponer de información recibida erróneamente o la toma de decisiones equivocadas. Los ADAS proporcionan información adicional que el conductor no obtiene de forma sencilla, y permite alertar de situaciones potencialmente peligrosas dando un aviso visual o acústico (Jiménez, Gómez, Naranjo, Serradilla, & López, 2012).

Uno de los ADAS desarrollados en Jerusalén-India es el ADAS de MOBILEYE que cuenta con una cámara, un procesador, una pantalla y una bocina, con los cuales previene colisiones y accidentes automovilísticos, y mantiene la seguridad de los pasajeros, también permite monitorear y evaluar a los conductores. Entre las principales funciones están: advertencia de choque frontal, monitoreo de distancia, advertencia de carril, lectura de avisos de límite de velocidad, con los que se pretende disminuir la cantidad de accidentes provocados en la mayoría por el factor humano (Mobileye, 2013).

VEHIL (Vehicle Hardware In the Loop) constituye un simulador para vehículos inteligentes, cuenta con sensores como un radar, láser, visión para la recolección de datos como la posición relativa en un entorno donde exista tráfico, VEHIL realiza una transformación desde el movimiento absoluto de los objetos en un escenario de tráfico hacia un movimiento relativo que existe entre dichos objetos (Gietelink, Ploeg, De Schutter, & Verhaegen, 2006).

Entre las principales funciones que tienen los ADAS es la detección de personas y la determinación de la distancia en la que se encuentran al respecto del vehículo, existen varias investigaciones para la generación de la zona de búsqueda que aplican las diferentes técnicas para la creación de la zona con resultados precisos y confiables (Bonít, 2012).

1.3. Justificación e importancia

Todos los años 1.2 millones personas fallecen en las vías de tránsito en el mundo y entre 20 a 50 millones sufren algún tipo de traumatismo. El 90% de las víctimas mortales corresponden a países de ingresos medios y bajos. Cerca de la mitad víctimas son peatones, ciclistas o usuarios de vehículos de motor de 2 ruedas (OMS, 2015).

El riesgo de tener un accidente al estar al frente de un volante aumenta con factores como el desconocimiento del significado de las señales de tránsito, imprudencias por parte de los conductores, o por el efecto de estupefacientes. La ANT (Agencia Nacional de Tránsito) con datos en el transcurso del año 2016-2017 indican que se produjeron siniestros por no respetar las señales de piso (horizontales), no mantener la distancia mínima de seguridad entre vehículos con un 6.54%, no transitar por las aceras o zonas de seguridad destinadas para el efecto en un 2.75%, malas condiciones de la vía y/o configuración (iluminación y diseño) en un 0.22% (ANT, 2016).

EL propósito es el mejoramiento de la seguridad vial, mediante la generación de la zona de navegación en la parte frontal de un vehículo con el apoyo de la tecnología en el campo automotriz para reducir accidentes y crear un sistema avanzado para asistencia a la conducción.

El reconocimiento de peatones (en este caso líneas de las vías) y las distancias que existen entre el vehículo y los entes mencionados se dificulta por diferentes factores como: la pendiente positiva o negativa de la vía, el movimiento del automóvil y los anteriores factores mencionados pueden desestabilizar los ángulos de inclinación y orientación de la cámara, e impiden que se obtenga un resultado favorable, es por eso que el uso de el mapeo de perspectiva inversa permite corregir los errores que se pueden obtener al realizar el registro de las imágenes.

Tener un modelo estándar de una persona para la localización depende si la persona está estática o en movimiento, el color de su vestimenta o su tamaño dependiendo de la distancia a la que se encuentre (Flores, Robayo, & Saa, 2015), dificulta la localización de los peatones, así como la baja iluminación y otros factores ambientales.

La *Figura 1* muestra la zona de búsqueda al frente del vehículo, esta zona está definida entre 5 y 25 metros; que comprende la distancia mínima y máxima, respectivamente.

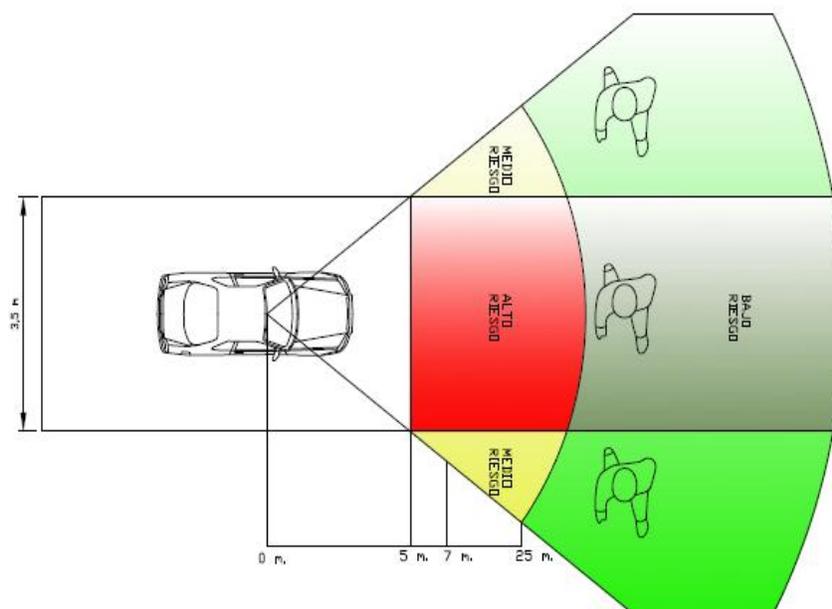


Figura 1. Niveles de riesgo de impacto a peatón.

Fuente: (Delgado & Flores, 2015)

El mapeo por perspectiva inversa (IPM por sus siglas en inglés) se utiliza para el cálculo de dichas distancias mediante la visión monocular bajo la hipótesis de carretera plana se emplea para la detección de personas y la generación del mundo 3D en un plano 2D (Ma, Muller, Park, Muller-Schneiders, & Kummert, 2009). El mapeo por perspectiva inversa se utiliza para generar la imagen vista de pájaro, se utiliza la visión monocular mediante el IPM y bajo la hipótesis de carretera plana se generará la zona de búsqueda donde podrían estar los potenciales peatones.

El IPM con Sliding Window (SW) (Schiele & Fritz, 2013) realiza una búsqueda exhaustiva para obtener una mayor precisión (Xu, y otros, 2012), sin embargo, la velocidad es comparativamente baja, esta velocidad puede ser aumentada si se utiliza las regiones de interés (ROIs), después se utiliza la búsqueda exhaustiva y localizada de peatones. De esa manera se reduce significativamente el tiempo de cómputo; de tal manera que se obtenga un sistema de detección de peatones en tiempo real.

1.4. Alcance del proyecto

En el presente proyecto se pretende desarrollar un nuevo método para la obtención de la zona de búsqueda que contengan peatones (*Figura 2*), generando un conjunto de hiperplanos de 4 metros de ancho y 2 metros de alto, se consideró estas medidas debido a que la altura promedio de las personas no supera los 2 metros de alto y el ancho de las vías de un solo carril no excede el límite de 4 m, a distancias de profundidad de 5, 10, 15 y 20 metros en la carretera con un alto potencial de contener peatones.

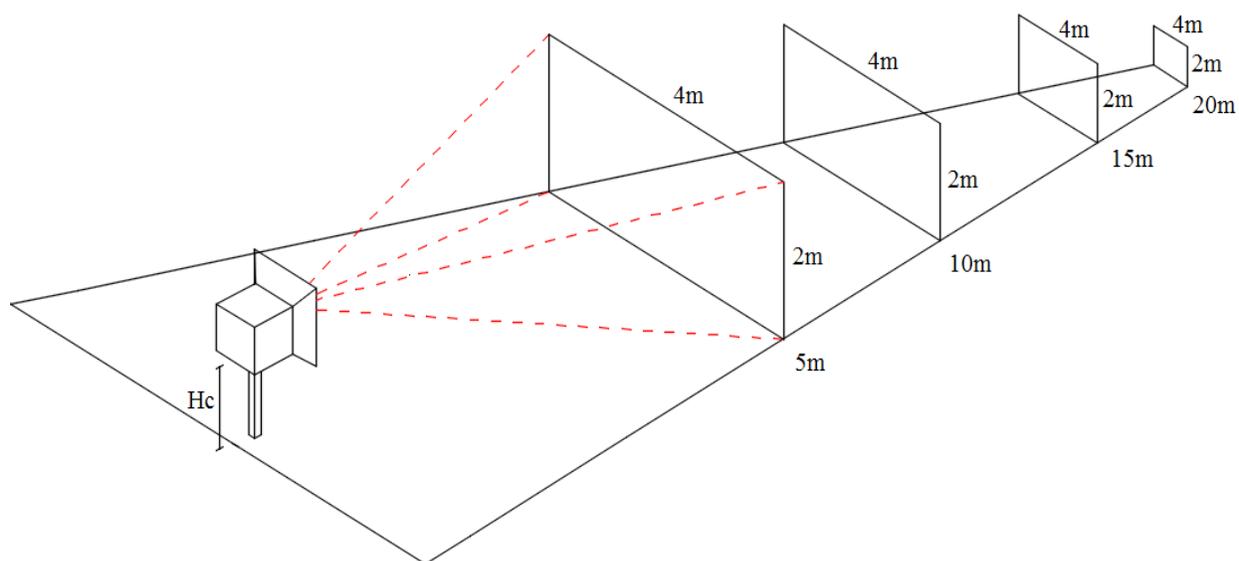


Figura 2. Generación de hiperplanos a diferentes distancias respecto a la cámara montada en una plataforma móvil.

En la primera etapa se desarrolla la zona de búsqueda utilizando una cámara bajo el modelo Pinhole (Martín, Melcón, & Tapia, 2009). El modelo que relaciona el mundo de la cámara con el mundo físico es el que se observa en la *Figura 3* en donde (X_W, Y_W, Z_W) representa las coordenadas del mundo y (X_C, Y_C, Z_C) representa las coordenadas de la cámara. La cámara se ubicará a una altura H_c respecto al suelo, y tiene una inclinación respecto al eje Z , medido por el ángulo θ .

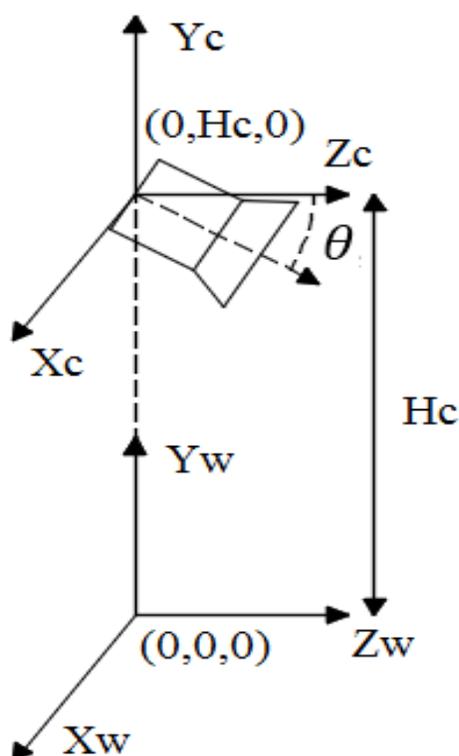


Figura 3. Modelo de la cámara-mundo.

Como segunda etapa se concentra en la generación los hiperplanos a 5, 10, 15 y 20 metros al frente del vehículo. La última parte del proyecto se enfoca a las pruebas de funcionamiento y análisis de resultados.

1.5. Objetivos

1.5.1. Objetivo general

- Desarrollar un algoritmo para la generación la zona de búsqueda para la detección de peatones en tiempo real.

1.5.2. Objetivo específico

- Generar zonas de interés con potencial de contener peatones usando el modelo Pinhole e IPM.

- Construir Hiperplanos a 5, 10, 15 y 20 m de distancia de 2m de alto y 4m de ancho.
- Desarrollar pruebas de calidad en tiempo real para medir la efectividad y eficacia del algoritmo.

1.6.Estructura del documento

La estructura del documento está compuesta de varios capítulos descritos a continuación: El capítulo 1 presenta la introducción a los sistemas avanzados de asistencia al conductor existentes y al estado actual de la seguridad vial en Ecuador y en el mundo. En el segundo capítulo se presenta el estado del arte en donde se describe las técnicas utilizadas para la generación de ROIs y detección de personas. En el tercer capítulo se detalla la detección de líneas y la generación de los hiperplanos junto con perspectiva inversa, para ROIs a distancias de 5, 10, 15 y 20m y de 4 metros de ancho. En el cuarto capítulo se presenta los resultados de la detección de la zona de búsqueda con IPM, la generación de hiperplanos. En el capítulo quinto se presenta las conclusiones y trabajos futuros.

CAPITULO II

2. ESTADO DEL ARTE

2.1. Introducción.

En la generación automática de la zona de búsqueda para la detección de peatones se tienen dos grupos de tecnologías, la primera se caracteriza por el uso de tecnología láser o radar la cual nos proporciona una limitada cantidad de información, y la segunda en sistemas basados en visión por computador, como sistemas monoculares y estéreo que aportan una mayor cantidad de información. El estado del arte se centra en la recopilación de información acerca de métodos de visión monocular.

2.2. Métodos de generación de ROIs en Sistemas de Visión monocular

Es necesario considerar un límite de la región de interés (ROI) (Mesmakhosroshahi, Loghman, & Kim, 2014) que se define como el área donde los peatones son identificados desde los pies hasta la cabeza, siendo este un valor variable dependiendo de la estatura de cada peatón, y poder determinar las distancias en el caso de que exista un peatón en la zona de navegación del automóvil.

Los métodos de generación de ROIs cuentan con una alta probabilidad de detección de peatones, el objetivo es encontrar a cada peatón que pudiera existir en el menor tiempo posible y en tiempo real, la implementación de varios módulos en cascada permite aumentar la robustez y confiabilidad, métodos eficientes en la generación de ROIs se basan en la detección de obstáculos, detección de movimiento, líneas de nivel, (Enzweiler, Kanter, & Gavrila, 2008), (Enzweiler & Gavrila, 2009), (Negri, Goussies, & Lotito, 2013)

Generar un conjunto de ROIs utilizando SW (Sliding Window) (Tetik & Bolat, 2011) y eliminar detecciones erróneas a través de la búsqueda de las piernas de los peatones candidatos como una característica de simetría en imágenes fijas. El algoritmo aplica un filtro derivativo Sobel en áreas que pudieran contener piernas como característica principal, el algoritmo detecta un 84,4% de peatones en el conjunto de datos con clasificadores en cascada, la presencia de obstáculos que obstruyan las piernas de los peatones entorpece la tarea de algoritmo.

Se utiliza el método de ventana deslízate piramidal (Pyramidal Sliding Window) ,técnica que consiste en una pirámide de imágenes escaladas, en el nivel de la pirámide $i \in \{0,1, \dots\}$, el tamaño de la imagen es $d_x \times d_y$ (valores variables) con la dimensión de la imagen original ($i = 0$) (Vázquez, López, Marpin, Ponsa, & Gerónimo, 2013), para la generación de ventanas rectangulares candidatas que eventualmente contienen personas y sobre estas ventanas se usa patrones locales binarios (LBP) y un HOG (Histograma de Gradientes Orientados) (Campmany, Silva, Espinosa, & Moure, 2016). Cada capa se divide en ventanas de 128x64 pixeles descritas con un vector de características, el mismo que está compuesto por la concatenación de los histogramas HOG y LBP. La implementación paralela del algoritmo consigue resultados considerados tiempo real en la plataforma Nvidia DrivePX.

En la Tabla 2 se observa los múltiples tamaños de ROIs y el porcentaje de detección de peatones realizados en diferentes trabajos.

Tabla 2.*Rendimiento de Sistemas en detección de peatones.*

Referencia	Dimensión de ROI (píxeles*píxeles)	Rendimiento del sistema (Porcentaje de detección de peatones)
(Gavrila, Giebel, & Munder, 2004)	18x36	76%
(Zhao & Thorpe, 2000)	30x65	85.2%
(Soga, Kato, Ohta, & Ninomiya, 2005)	-	83.3%
(Grubb, G, Zelinsky, Nilsson, & Rilbe, 2004)	-	83.5%

Fuente: Autor (Adaptado de (Gerónimo, López, Sappa, & Graf, 2010))

2.3. Detección de señalización en el piso

Parte de la generación de la zona de búsqueda se fundamenta en extraer las regiones de interés (ROIs) que contiene a los posibles peatones. Los métodos para la generación de ROIs se centran en crear espacios bidimensionales de la escena que contienen a los posibles peatones, los métodos con múltiples técnicas cada vez más robustas. La detección de los puntos de interés (señales horizontales) consiste en el procedimiento de reconocer diferentes patrones que definen la geometría del mundo 3D.

El conocimiento del punto de fuga es fundamental para una interpretación del mundo 3D, el punto de fuga es un lugar en donde un conjunto de líneas convergen hacia el infinito (Murcia, 2012), el cual permite una reconstrucción tridimensional de la escena 2D, para el desarrollo de sistemas de asistencia de conducción de automotores se toma en cuenta la característica de señalización de piso en carreteras. En estas líneas se describe y proyecta el punto de fuga de interés.

El algoritmo de detección de líneas en un carril es sencillo y efectivo (Medina & Leal, 2010), el método consiste en el uso de un trapecioide predefinido formado por 4 puntos, el filtro Canny

(operador para la detección de bordes en imágenes) (Valverde, 2007) y la transformada Hough (Martínez, 2015) de forma repetida, por ser una solución sencilla no garantiza su correcto funcionamiento en un entorno controlado, las líneas deben estar bien marcadas, con buena visibilidad si se ejecuta en tiempo real y necesita de un patrón para la calibración de la imagen y del lente de la cámara.

La aplicación de Android LSI (Intelligent System Lab) (García, 2015) emplea una binarización, un filtro Canny y la transformada Hough, tiene mejores resultados si la cámara es colocada solo en la parte izquierda, utilizar una binarización de la imagen también conlleva problemas como la iluminación en la carretera y su mal funcionamiento en diferentes horarios. El uso del hardware (smartphones) limita a la aplicación.

Para el presente trabajo se considera el uso de filtros derivativos para la detección de las líneas (señalización horizontal), diferentes técnicas de clasificación de líneas y para la generación de hiperplanos el modelo PinHole.

CAPITULO III

3. GENERACIÓN DE HIPERPLANOS SOBRE LA CARRETERA CON POTENCIAL DE CONTENER PEATONES

3.1. Introducción

La búsqueda de peatones es un proceso complejo y exhaustivo, por lo que es preciso limitar la zona de búsqueda, a continuación se desarrolla un algoritmo que restringe dicha zona mediante hiperplanos con una alta posibilidad de contener peatones en el cual se emplean técnicas que permiten relacionar la información del mundo con la que se pueda establecer relaciones de distancias (altura, ancho y profundidad), y métodos para contrarrestar efectos de iluminación, y otros inconvenientes presentes en el ambiente que dificultan la ejecución óptima del algoritmo.

El programa consta de 2 partes, etapa de calibración y etapa de uso, en la primera se concentra en la detección de la zona de búsqueda para la calibración del sistema y la segunda en la generación de los hiperplanos sobre la zona búsqueda en tiempo real.

3.2. Modelo cámara-mundo

La generación de los hiperplanos está basada en la propuesta planteada en la *Figura 4*, que muestra la relación cámara-mundo, en donde se considera los ángulos alabeo (roll) θ , cabeceo (pitch) ϕ y guiñada (yaw) $\psi = 0$; y desplazamientos finales en las tres dimensiones X, Y, Z de la cámara ubicada en la parte superior del parabrisas del automóvil. Los ángulos θ y ϕ son las variables a considerar.

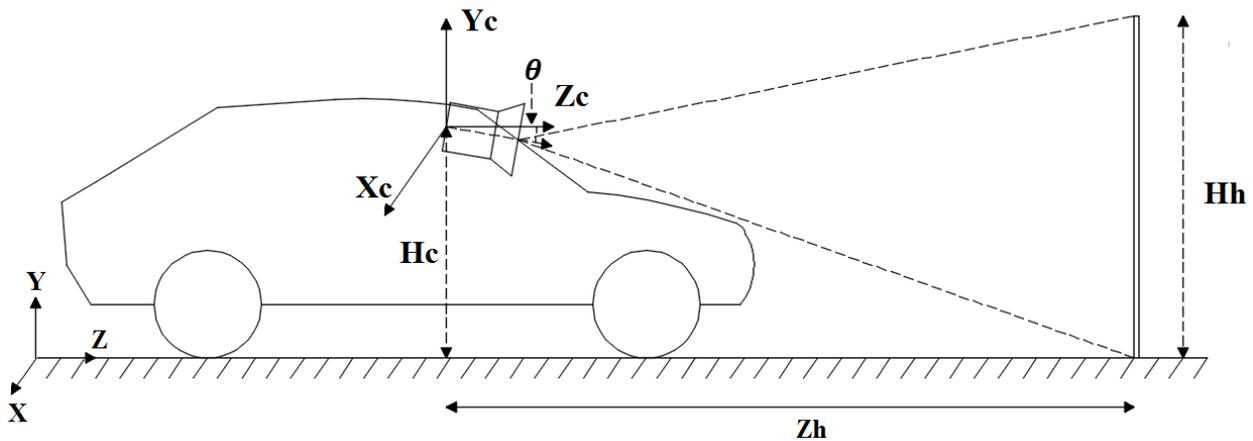


Figura 4. Modelo Cámara-Mundo. Vista lateral.

Donde:

X_c, Y_c y Z_c son las coordenadas de la ubicación final de la cámara sobre el vehículo.

Z_h es la distancia entre la cámara y el hiperplano.

θ y ϕ son los ángulos de la cámara.

H_h es la altura del hiperplano.

3.2.1. Primera etapa: Calibración del sistema

Para la generación de hiperplanos se requiere conocer o tener información del mundo real para la calibración del sistema, información como la altura y los parámetros intrínsecos son valores conocidos. El sistema se centra en la ubicación del punto de fuga en la escena analizada, para lo cual las líneas de carretera contienen información imprescindible por lo que la detección y extracción de esas líneas es indispensable, el procedimiento se observa en la *Figura 5*, y cada etapa se detalla a continuación.

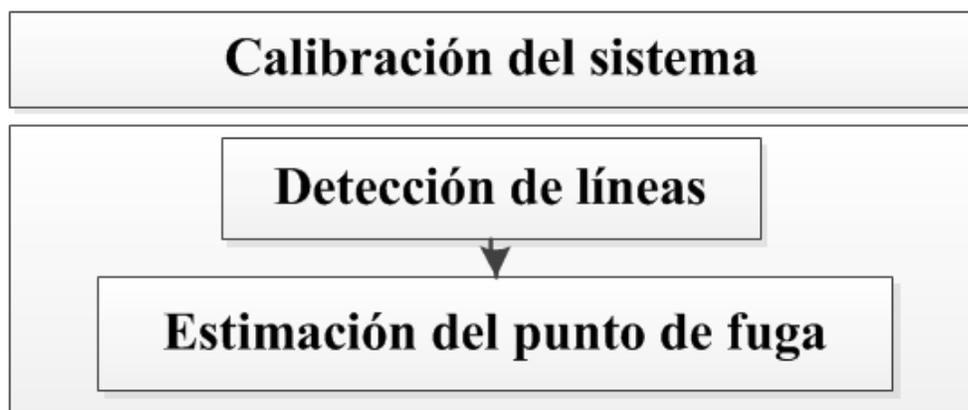


Figura 5. Primera etapa: Calibración del sistema.

La etapa de calibración consiste en el reconocimiento de la zona de búsqueda, para la estimación de los ángulos θ y \emptyset de la cámara, en base a la detección del punto de fuga, el punto de fuga se encuentra implícito (por ejemplo: el punto de fuga en la *Figura 6* ubicado en los cuadros azules) y se lo puede ubicar mediante la señalización horizontal (líneas de carretera).

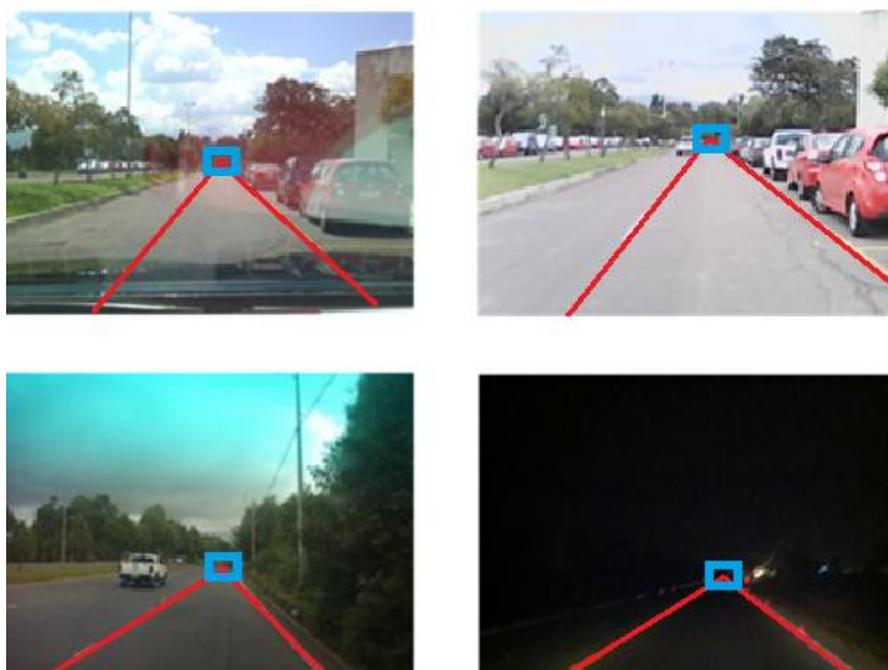


Figura 6. Punto de fuga en diferentes ambientes.

Para la detección de las señales de piso (señalización horizontal) se extrae una ROI con una alta probabilidad de contener las líneas de piso, la selección del ROI candidato se escoge un área de la imagen conformada en un rectángulo limitador (ver *Figura 8*). Las líneas tienen atributos como tipo y color, el cambio de iluminación en las carreteras, vías, avenidas, etc. debido al horario, clima y otros factores ambientales, es un problema que dificulta la búsqueda de líneas, el uso de escala de grises y filtros derivativos permite contrarrestar los efectos de la iluminación, en la *Figura 6* se visualiza entornos con diferentes iluminaciones.

La detección de las líneas de piso presenta varias complicaciones que se observan en la *Figura 7* (a) variación en el material de la calzada e iluminación, (b) obstrucción por objetos en la vía, (c) y (d) falta de señalización, (e) deterioro en la calzada y (f) deterioro en las líneas, que se describen a continuación:

- La iluminación, factor determinante que interviene en la visualización de las líneas.
- Obstáculos que pueden eliminar u obstruir las líneas de interés.
- El estado de la calzada, desperfectos en la vía limita la detección de las líneas,
- Los diferentes tipos de líneas y su estado.



Figura 7. Problemas en la detección de líneas.

3.2.2. Detección de líneas

En la etapa de detección está conformada de dos sub-etapas: procesamiento y extracción-generación de líneas, estas etapas serán detalladas

- **Procesamiento de imágenes:** En esta sub-etapa se realiza la selección de una ROI de la imagen original para limitar la zona de búsqueda (ver *Figura 8*), conversión a escala de

grises con el objetivo de eliminar los efectos de la iluminación, filtros derivativos para detección de bordes (*Figura 11*) y para la detección de líneas la transformada Hough (*Figura 12*) que se explicaran más adelante.

- **Generación de líneas:** Se ejecutan varias sub-etapas de clasificación que consideran el ángulo de inclinación de las líneas identificadas en un rango preestablecido, la posición en que se encuentran y su longitud para discriminar líneas con características atípicas que dificulten una identificación óptima. El punto de fuga permite conocer la geometría de la imagen, este punto es referente para la proyección de las 2 líneas con distancias y ángulos que han cumplido las condiciones, para su posterior uso en la construcción de hiperplanos.

La etapa de procesamiento de imágenes se calibra para diferentes tamaños de imagen, por lo que se considera a partir del 20% de la dimensión horizontal definiendo un 50% para el ROI y a partir del 50% de la dimensión vertical definiendo un 25% para el ROI de la imagen original (*Figura 8*), estos valores se obtienen de las imágenes analizadas y que en estos rangos se encuentran la mayor cantidad de líneas sobre la carretera, para disminuir el costo computacional que exige buscar la líneas de interés (señalización) en lugares donde no pueden ni deben existir.

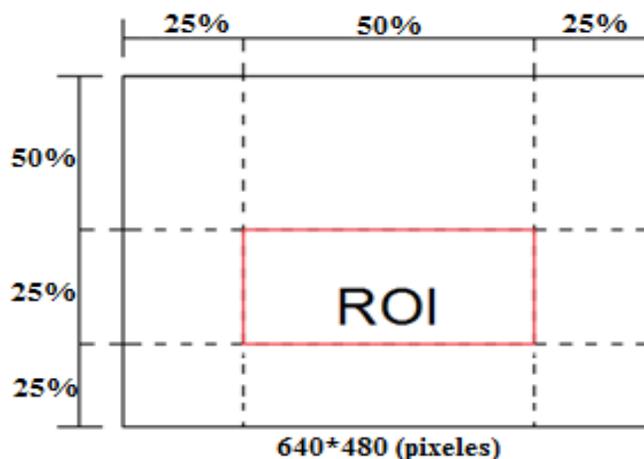


Figura 8. Selección de ROI de la imagen original.

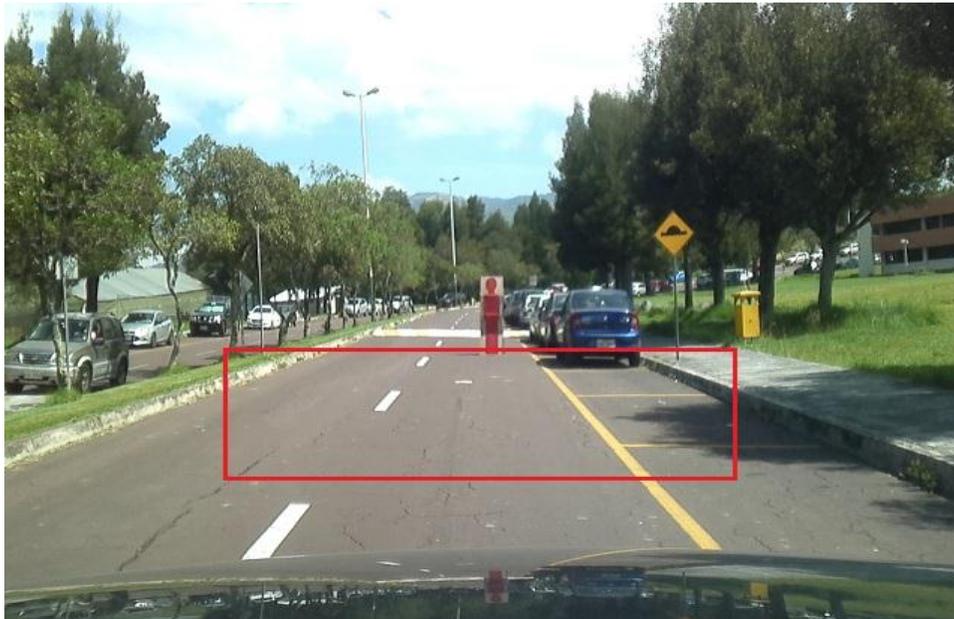


Figura 9. Selección de ROI para la extracción de líneas.



Figura 10. ROI seleccionada II.

La preselección de la ROI (*Figura 10*) se realiza con el fin de disminuir los efectos de la iluminación, la conversión a escala de grises y el uso de operadores derivativos de primer orden para identificar la mayor cantidad de líneas. El operador Sobel calcula el gradiente de intensidad de la imagen en cada pixel, para el gradiente $X1$ y $Y1$ se considera el orden de la derivada en x, y y en x, y respectivamente, y el número de núcleos (Farías, Fasce, Ortiz, & Zomosa, 2014). En la *Figura 11* se realiza la prueba de operador Sobe, con derivadas para los gradientes $X1$ y $Y1$.



Figura 11. Imágenes con Operador Sobel.

El núcleo para el gradiente horizontal es:

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} * I1 \quad (1)$$

El núcleo para el gradiente vertical es:

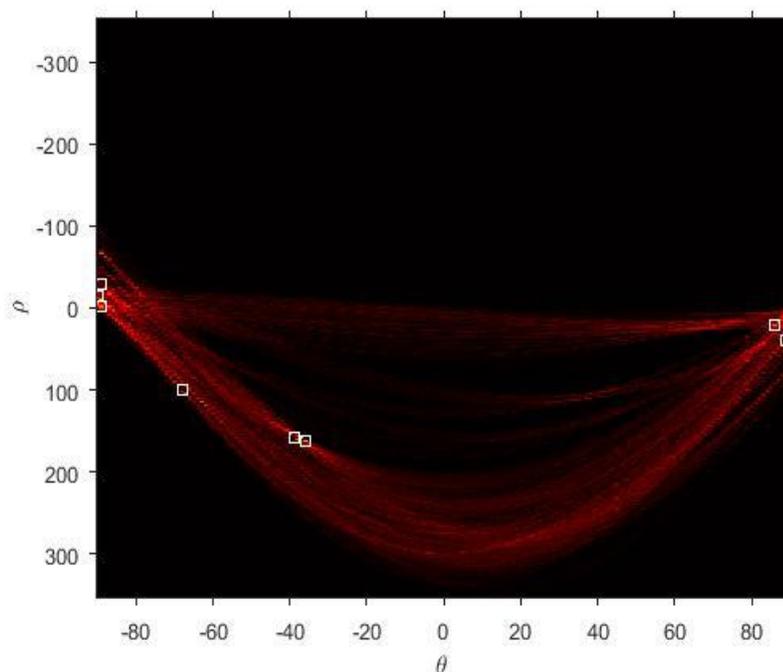
$$G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & +2 & +1 \end{bmatrix} * I1 \quad (2)$$

Donde $I1$ es la imagen preseleccionada de entrada y $*$ es la operación de convolución.

La umbralización sobre la imagen permite la separación de los píxeles en dos categorías, reduce el ruido y texturas que no son de interés, una doble umbralización determinan los píxeles de los bordes. (Farías, Fasce, Ortiz, & Zomosa, 2014). (Ver *Figura 12* (a))



(a)



(b)

Figura 12. Detección de líneas.

Para la generación de líneas se utiliza la Transformada Hough (*Figura 12(b)*) que se realiza después del de la detección de bordes y de umbralización, porque presenta una alta robustez que permite detectar líneas discontinuas o parcialmente cubiertas (Collado, Hilario, de la Escalera, & Armingol, 2005), el rendimiento de la transformada Hough depende de la definición de sus argumentos (grosor de línea, ángulo en radianes, mínimo valor para ser considerada una línea), La

Figura 13 muestra las líneas detectadas en la ROI preseleccionada de prueba, el vector que contiene las líneas es enviado a la etapa siguiente.



Figura 13. Líneas detectadas con T. Hough.

Con las líneas detectadas en la etapa anterior para escenarios con días normales, soleados y nublados, se realiza el proceso de extracción y generación de líneas. El cálculo del promedio y varianza de las longitudes y ángulos permite realizar una selección de líneas con semejanzas de una manera estadística, el rango de los ángulos que se consideran para esta selección es de 30° a 70° y -30° a -70° , y el promedio de las longitudes excluye líneas provenientes de múltiples objetos que no poseen relación con las líneas de interés como otras señales de piso que incluyen flechas, sombras, desperfectos en la vía o de su constitución (asfalto, cemento, adoquín, etc.).

3.2.3. Estimación de punto de fuga

El punto de fuga se toma de las dos líneas de referencia detectadas que describen la geometría del mundo en la imagen, permitiendo conocer e idealizar el ancho, el largo y la profundidad, con estas líneas se generan las zonas de búsqueda de peatones (hiperplanos) y se calculan las distancias desde el vehículo hasta el peatón identificado. El resultado del procesamiento, clasificación y generación de líneas base con líneas se observa en la *Figura 14*, el punto de fuga es la intersección

de las líneas referenciales ubicado en el cuadro azul y la línea roja segmentada es la imagen preseleccionada.

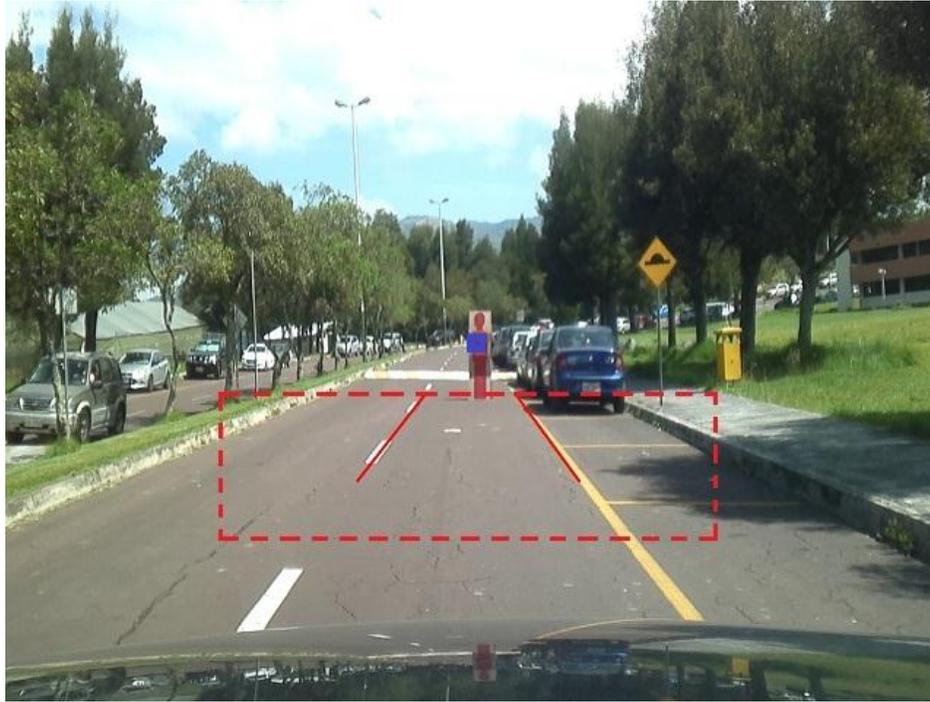


Figura 14. Líneas de piso detectadas.

3.2.4. Cálculo de distancias mediante modelo PinHole

Con la detección del punto de fuga en la imagen, se estima los ángulos θ y ϕ , y mediante el modelo PinHole (Martín, Melcón, & Tapia, 2009) que se concentra en un centro óptico donde convergen todos los rayos de proyección, en un plano en el cual la imagen es proyectada (Anexo 1) y la altura de la ubicación de la cámara H_C se realiza una calibración del algoritmo.

$$P = M * R * [I'|T] \quad (3)$$

Donde:

P = Matriz del modelo de la cámara

M = Matriz de parámetros intrínsecos

$R =$ Matriz de rotación

$T =$ Matriz de traslación

$I' =$ Matriz de identidad

$$P = \underbrace{\begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}}_M * \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ 0 & \sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix}}_R * \underbrace{\begin{bmatrix} \cos(\emptyset) & 0 & \sin(\emptyset) \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin(\emptyset) & 0 & \cos(\emptyset) \end{bmatrix}}_I' * \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & Hc \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}}_T \quad (4)$$

Donde:

$f_x =$ distancia focal en el eje x en milímetros

$f_y =$ distancia focal en el eje y en milímetros

$c_x =$ centro óptico del eje x

$c_y =$ centro óptico del eje y

$\theta =$ ángulo del cámara en el eje X

$\emptyset =$ ángulo del cámara en el eje Y

$Hc =$ altura de la cámara

Y la proyección de los puntos del mundo real en la imagen está dada por:

$$\begin{bmatrix} x_o \\ y_o \\ z_o \end{bmatrix} = P * \begin{bmatrix} X_o \\ Y_o \\ Z_o \\ 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

Donde:

$x_o =$ valor en pixel de la ubicación del punto de mundo real en la coordenada X

$y_o =$ valor en pixel de la ubicación del punto de mundo real en la coordenada Y

$X_o, Y_o, Z_o =$ valores en metros de la ubicación del punto en el mundo real en los ejes

X, Y, Z respectivamente.

Las distancias para la generación de hiperplanos obtenidos con las ecuaciones y sus parámetros calibrados son almacenadas para su posterior uso.

3.3. Construcción de hiperplanos

La estimación de los ángulos θ y ϕ se realiza mediante la obtención del punto de fuga en el eje X y el eje Y , y el centro óptico de la cámara c_x y c_y , y la distancia focal en pixeles F_c .

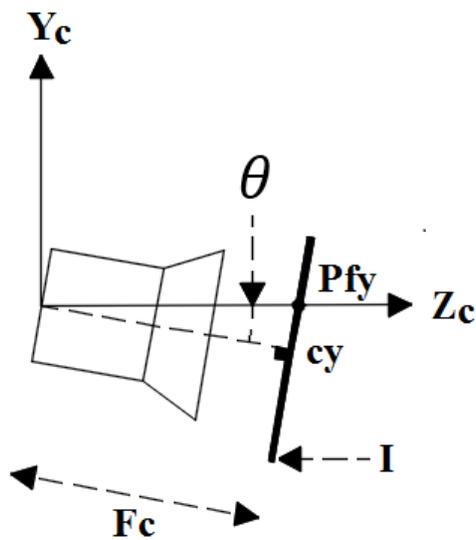


Figura 15. Ángulo Roll, vista lateral.

Donde:

F_c = Distancia focal en pixeles

Pf_y = Valor de punto de fuga en el eje y

I = plano de la imagen

El ángulo roll (*Figura 15*) se obtiene mediante:

$$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{Pf_y - cy}{F_c} \right) \quad (6)$$

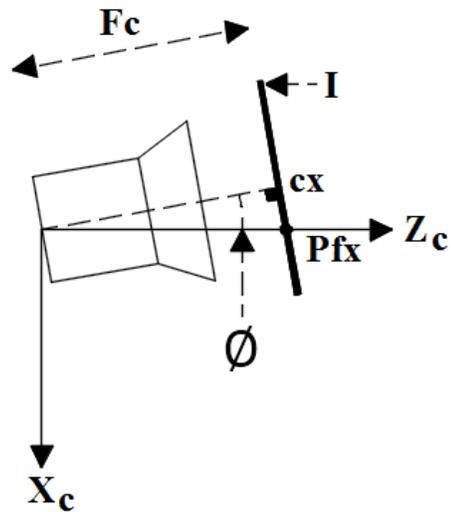


Figura 16. Ángulo Pitch, vista superior.

En donde:

F_c = Distancia focal en pixeles

Pf_x = Valor de punto de fuga en el eje x

I = plano de la imagen

El ángulo pitch (*Figura 16*) se obtiene mediante:

$$\phi = \tan^{-1} \left(\frac{Pf_x - cx}{F_c} \right) \quad (7)$$

Los hiperplanos se generan en la zona de búsqueda identificada a partir de detección de líneas y la altura de la cámara H_c y los ángulos de la cámara θ y ϕ . El valor de H_c es un factor importante, el algoritmo pide el ingreso de H_c para la etapa de calibración, porque debe ser un valor más cercano al real.

3.3.1. Lectura de datos

Consiste en la lectura de los valores de la matriz que contiene los parámetros de los correspondientes a alto, ancho y profundidad de cada hiperplano (ROI) (en píxeles).

3.3.2. Modelo de hiperplano usando IPM

Las líneas de interés extraídas en la detección de líneas describen la geometría del mundo e identificar el punto de fuga en la escena, permitiendo la proyección de la imagen, el cambio de plano entre dos imágenes está regido por una Matriz de homografía de 3x3 (transformación proyectiva):

$$x' = Hx \quad (8)$$

Dónde:

x = Coordenada de píxel en la imagen I

x' = Coordenada de píxel en la imagen I proyectado

H = Matriz de homografía

$$I'(x',y') = \left(\frac{H_{11}x + H_{12}y + H_{13}}{H_{31}x + H_{32}y + H_{33}}, \frac{H_{21}x + H_{22}y + H_{23}}{H_{31}x + H_{32}y + H_{33}} \right) \quad (9)$$

El cálculo de la matriz de proyección se realiza por la correspondencia de puntos mediante los cuatro puntos x_1, x_2, x_3 y x_4 (ver *Figura 18*) pertenecientes a las líneas de interés con toda la zona de búsqueda, se estima la matriz de homografía, para obtener una imagen proyectada, y los puntos proyectados son x'_1, x'_2, x'_3 y x'_4 .

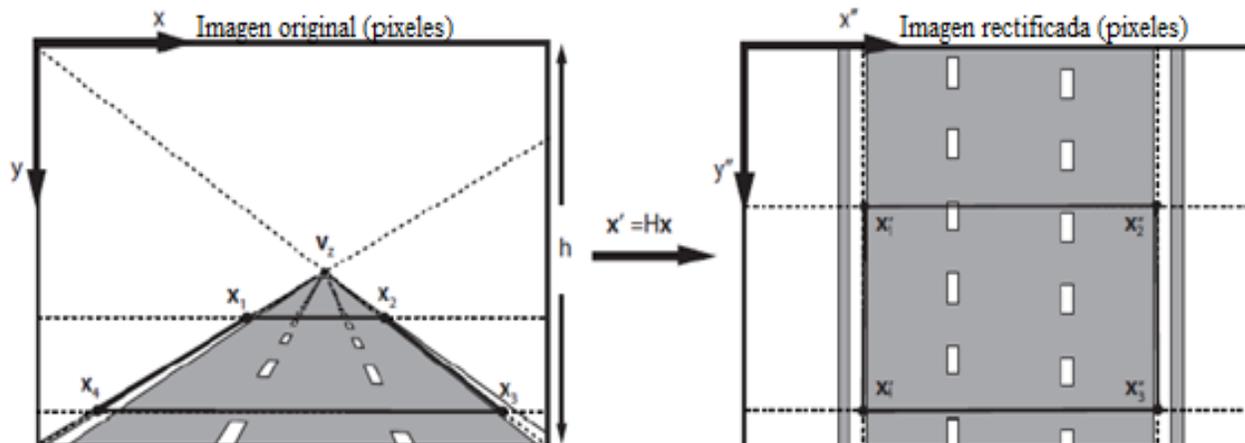


Figura 17. Computación de la homografía entre imágenes mediante correspondencia de cuatro puntos.

Fuente: (Nieto, 2010)



Figura 18. IPM. Puntos de interés.

La rectificación de la zona de búsqueda es utilizada para la detección de peatones, detección de objetos y estimación de trayectorias en robots autónomos (Lee, Yi, & Cho, 2016), En la *Figura*

19 se observa la rectificación mediante la transformación de perspectiva, con la imagen rectificada y con las ecuaciones del modelo Pinhole se establece la dimensión de la zona de búsqueda.

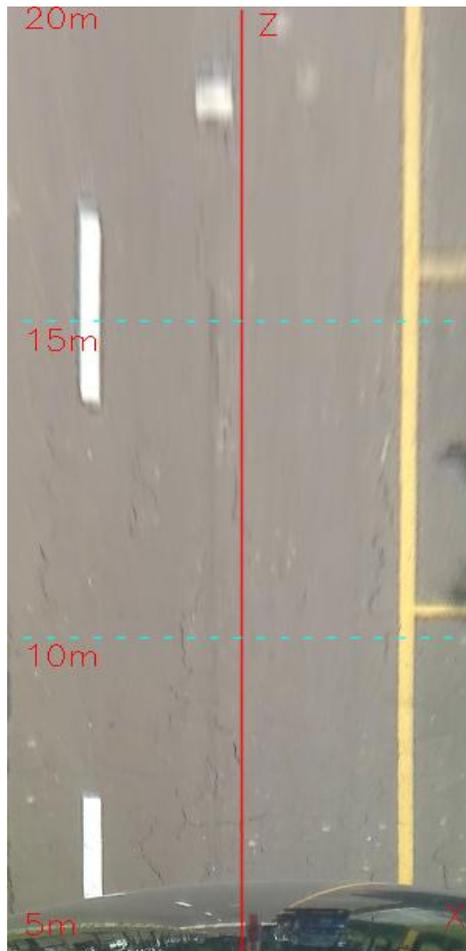


Figura 19. IPM de la zona de búsqueda.

En la *Figura 20* cada hiperplano generado es representado por un rectángulo, rectángulo amarillo para un hiperplano a 5m, rectángulo azul para un hiperplano a 10m, rectángulo rojo para un hiperplano a 15m y rectángulo negro para un hiperplano a 20m.

Para establecer una relación lineal de distancias se aplica el IPM en base a las líneas detectadas y se genera la base (suelo o superficie) de la calzada, para dejar el resto de la imagen fuera del análisis, ver *Figura 20*.



Figura 20. Hiperplanos generados a 5,10,15 y 20 m sobre la carretera.

Los hiperplanos generados pueden ser utilizados para la detección de peatones, señales de tránsito, entre otros, con el propósito de disminuir el tiempo computacional con una búsqueda localizada mediante estos hiperplanos.

CAPITULO IV

4. RESULTADOS EXPERIMENTALES

4.1. Introducción.

En este capítulo se presentan los resultados experimentales obtenidos en esta tesis. La etapa de experimentación se realiza por medio de una base de datos con distancias de profundidad y alturas referenciales etiquetadas en un proceso manual de medición de la localización y profundidad en metros, y con los hiperplanos generados se estima los errores obtenidos.

La resolución de las imágenes es 640×480 con una distancia focal 5.3mm del lente de la cámara. El procesamiento de toda la información se realiza en una laptop Intel Core i3 de segunda generación a 2.10 GHz con 6 GB de RAM y un sistema operativo Ubuntu 14.04 de 64bits. El desarrollo e implementación del algoritmo se realizó en el lenguaje de programación de C++ utilizando librerías de OpenCv (Bradski & Kaehler, 2008).

4.2. Base de datos

La base de datos está compuesta por una serie de videos registrados a alturas de 0.825m y 1.40m. Sobre los videos se etiqueto la zona de interés y los hiperplanos en las distintas distancias, con el objetivo de tener referencias reales del mundo.

4.3. Resultados

Los resultados se miden en base a la relación de las distancias reales y las distancias calculadas por el algoritmo, relacionando los cuatro puntos referenciales de cada hiperplano mostrados en la *Figura 21*.

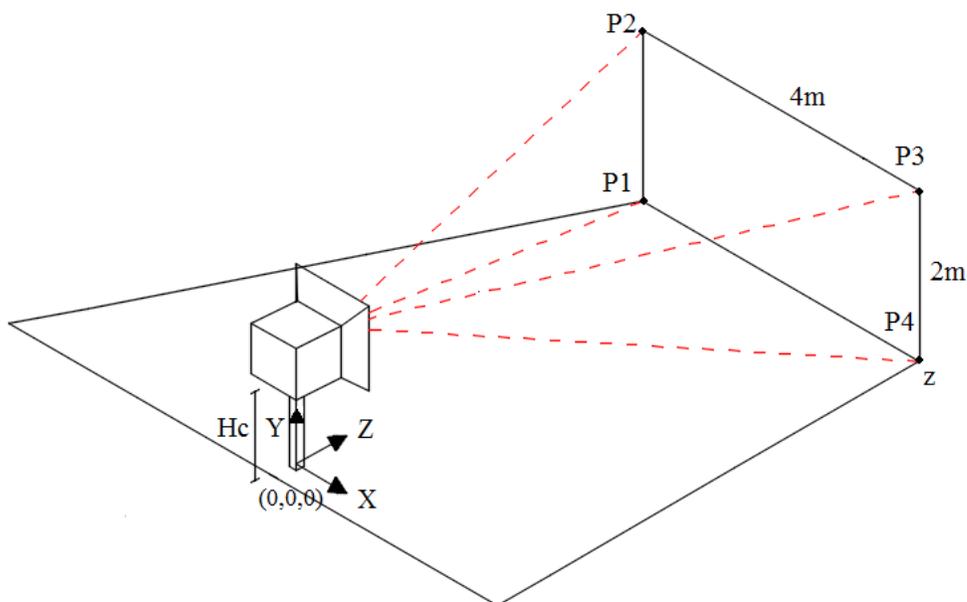


Figura 21. Patrón del hiperplano para fase experimental.

4.3.1. Altura de la cámara 0.825m

La medición de los siguientes valores para los puntos P1, P2, P3 y P4 se realizaron con una altura de la cámara de 0.825m. Y ángulos $\theta = 2.40^\circ$ y $\phi = 0.08^\circ$

Tabla 3.

Cálculo de los parámetros del hiperplano a 5m a una Hc de 0.825m.

Distancia	Punto 1 (m)			Punto 2 (m)			Punto 3 (m)			Punto 4 (m)		
	x	y	z	x	y	z	x	y	z	x	y	Z
Real (m)	-2	0	10	-2	2	10	2	2	10	2	0	10
Calculado (m)	-1.90	0	4.93	-1.90	2.05	4.93	1.85	1.95	4.85	1.85	0	4.85
Error (%)	5	0	1.4	5	2.5	1.4	7.5	2.5	3	7.5	0	3

Tabla 4.*Cálculo de los parámetros del hiperplano a 10m a una Hc de 0.825m.*

Distancia	Punto 1 (m)			Punto 2 (m)			Punto 3 (m)			Punto 4 (m)		
	x	y	z	x	y	z	x	y	z	x	y	Z
Real (m)	-2	0	10	-2	2	10	2	2	10	2	0	10
Calculado (m)	-1.98	0	10.10	-1.98	2.10	10.10	1.90	1.90	9.8	1.90	0	9.8
Error (%)	1	0	1	1	5	1	5	5	2	5	0	2

Tabla 5.*Cálculo de los parámetros del hiperplano a 15m a una Hc de 0.825m.*

Distancia	Punto 1 (m)			Punto 2 (m)			Punto 3 (m)			Punto 4 (m)		
	x	y	z	x	y	z	x	y	z	x	y	Z
Real (m)	-2	0	15	-2	2	15	2	2	15	2	0	15
Calculado (m)	-1.93	0	14.85	-1.93	2.10	14.85	2.15	1.95	14.75	2.15	0	14.75
Error (%)	3.5	0	1	3.5	5	1	7.5	2.5	1.66	7.5	0	1.66

Tabla 6.*Cálculo de los parámetros del hiperplano a 20m a una Hc de 0.825m.*

Distancia	Punto 1 (m)			Punto 2 (m)			Punto 3 (m)			Punto 4 (m)		
	x	y	z	x	y	z	x	y	z	x	y	Z
Real (m)	-2	0	20	-2	2	20	2	2	20	2	0	20
Calculado (m)	-1.85	0	19.85	-1.85	2.15	19.85	2.13	1.9	19.78	2.13	0	19.78
Error (%)	7.5	0	0.75	7.5	7.5	0.75	6.5	5	1.1	6.5	0	1.1

En la *Figura 22* se observan los hiperplanos generados a distancias de 5, 10 ,15 y 20m con un ancho de 4m y una altura de 2m, el error en el cálculo de la distancia y de la altura de cada hiperplano aumenta a mayor profundidad, debido a la resolución de la imagen de 640×480 , calibración de la cámara y los ángulos de la cámara θ y ϕ que requieren ser valores exactos.



Figura 22. Generación de hiperplanos, prueba 1.

4.3.1.1. Estimación de la distancia de una persona

En base a las ecuaciones (4) y (5) y los valores referenciales (en píxeles) de las personas (rectángulo rojo, ver *Figura 23* (a)) en la imagen se calcula la altura de la misma, la distancia a la que se encuentra respecto de la cámara y su ubicación (en metros) en tiempo real y la proyección sobre el plano en la *Figura 23* (b), se realiza una comparación de resultados en la Tabla 7.

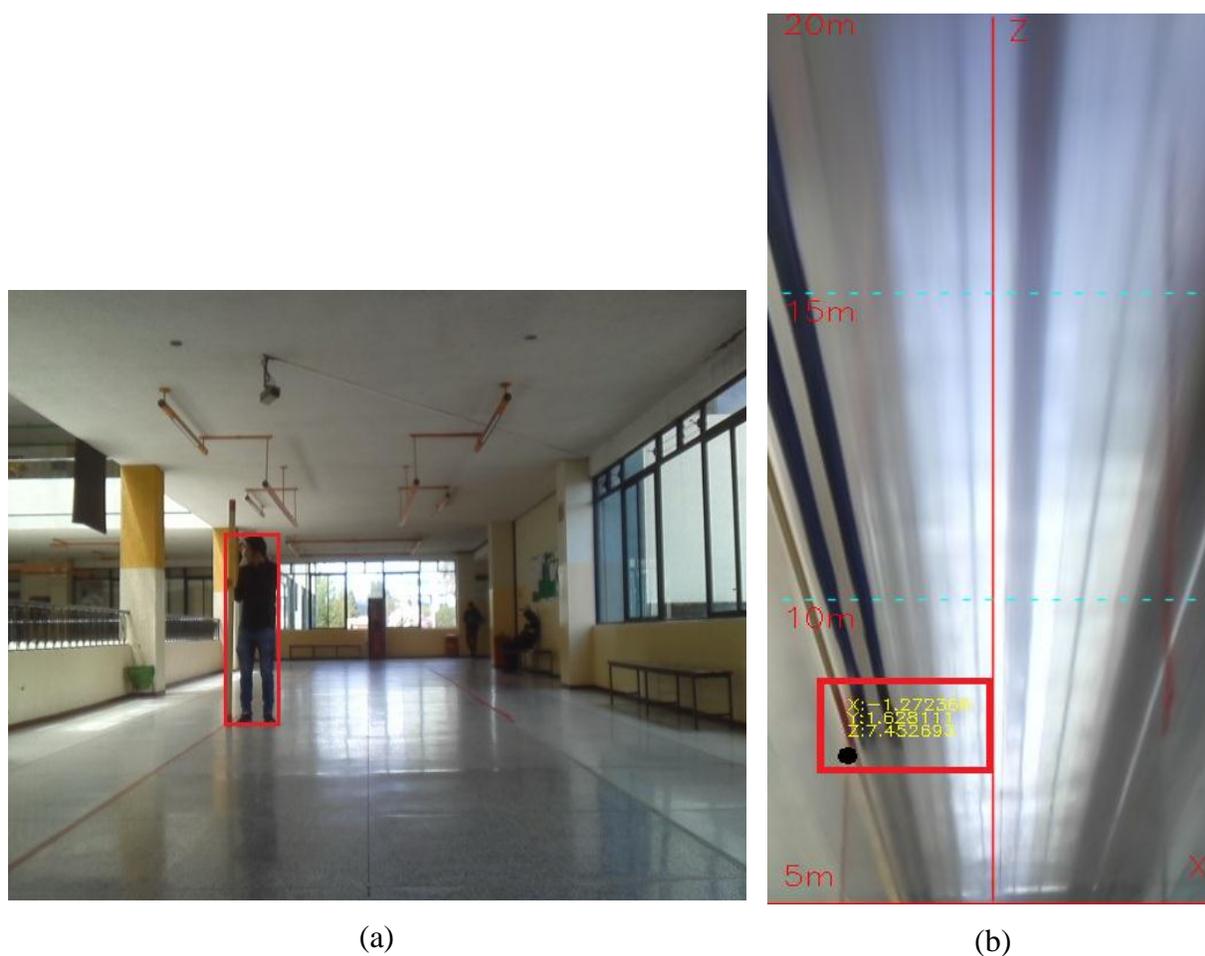


Figura 23. Posición (X, Y, Z) estimada por el algoritmo, prueba 1.

Tabla 7.

Valores de altura, distancia y posición de la detección de un peatón a una altura de la cámara de 0.825m

Distancia	Altura	Posición X	Posición Z
Real (m)	1.68	-1.4	7.5
Calculado (M)	1.628	-1.27	7.45
Error (%)	3.09	9.28	0.66

4.3.2. Altura de la cámara 1.4m

La medición de los siguientes valores para los puntos P1, P2, P3 y P4 se realizaron con una altura de la cámara de 1.4m. Y ángulos $\theta = 1.25^\circ$ y $\phi = 1.48^\circ$

Tabla 8.*Cálculo de los parámetros del hiperplano a 10m a una Hc de 1.4m.*

Distancia	Punto 1 (m)			Punto 2 (m)			Punto 3 (m)			Punto 4 (m)		
	x	y	z	x	y	z	x	y	z	x	y	Z
Real (m)	-2	0	10	-2	2	10	2	2	10	2	0	10
Calculado (m)	-2.25	0	10.3	-2.25	2.20	10.3	2.11	1.95	9.75	2.11	0	9.75
Error (%)	12.5	0	3	12.5	10	3	5.5	2.5	2.5	5.5	0	2.5

Tabla 9.*Cálculo de los parámetros del hiperplano a 15m a una Hc de 1.4m.*

Distancia	Punto 1 (m)			Punto 2 (m)			Punto 3 (m)			Punto 4 (m)		
	x	y	z	x	y	z	x	y	z	x	y	Z
Real (m)	-2	0	15	-2	2	15	2	2	15	2	0	15
Calculado (m)	-2.25	0	15.45	-2.25	2.20	15.45	2.03	2.10	14.60	2.03	0	14.6
Error (%)	12.5	0	3	12.5	10	3	1.5	5	2.666	1.5	0	2.66

Tabla 10.*Cálculo de los parámetros del hiperplano a 20m a una Hc de 1.4m.*

Distancia	Punto 1 (m)			Punto 2 (m)			Punto 3 (m)			Punto 4 (m)		
	x	y	z	x	y	z	x	y	z	x	y	Z
Real (m)	-2	0	20	-2	2	20	2	2	20	2	0	20
Calculado (m)	-2.35	0	20.5	-2.35	2.25	20.5	2.15	2.15	20.28	2.15	0	20.28
Error (%)	13.5	0	2.5	13.5	12.5	2.5	7.5	7.5	1.4	7.5	0	1.4

En la *Figura 24* se observan los hiperplanos generados a distancias de 5, 10 ,15 y 20m con un ancho de 4m y una altura de 2m.

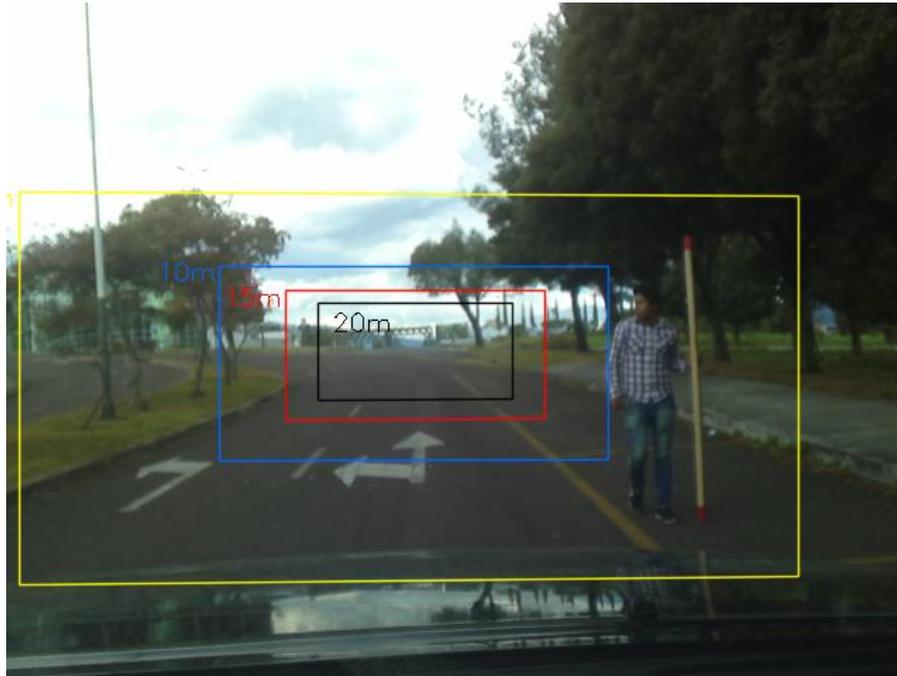


Figura 24. Generación de hiperplanos, prueba 2.
Fuente: Elaboración propia.

4.3.2.1. Estimación de la distancia de una persona

En base a las ecuaciones (4) y (5) y los valores referenciales (píxeles) de las personas (rectángulo rojo, ver *Figura 25 (a)*) en la imagen se calcula la altura de la misma, la distancia a la que se encuentra respecto de la cámara y su ubicación (en metros) en tiempo real y la proyección sobre el plano en la *Figura 25 (b)*, se realiza una comparación de resultados en la Tabla 11 .

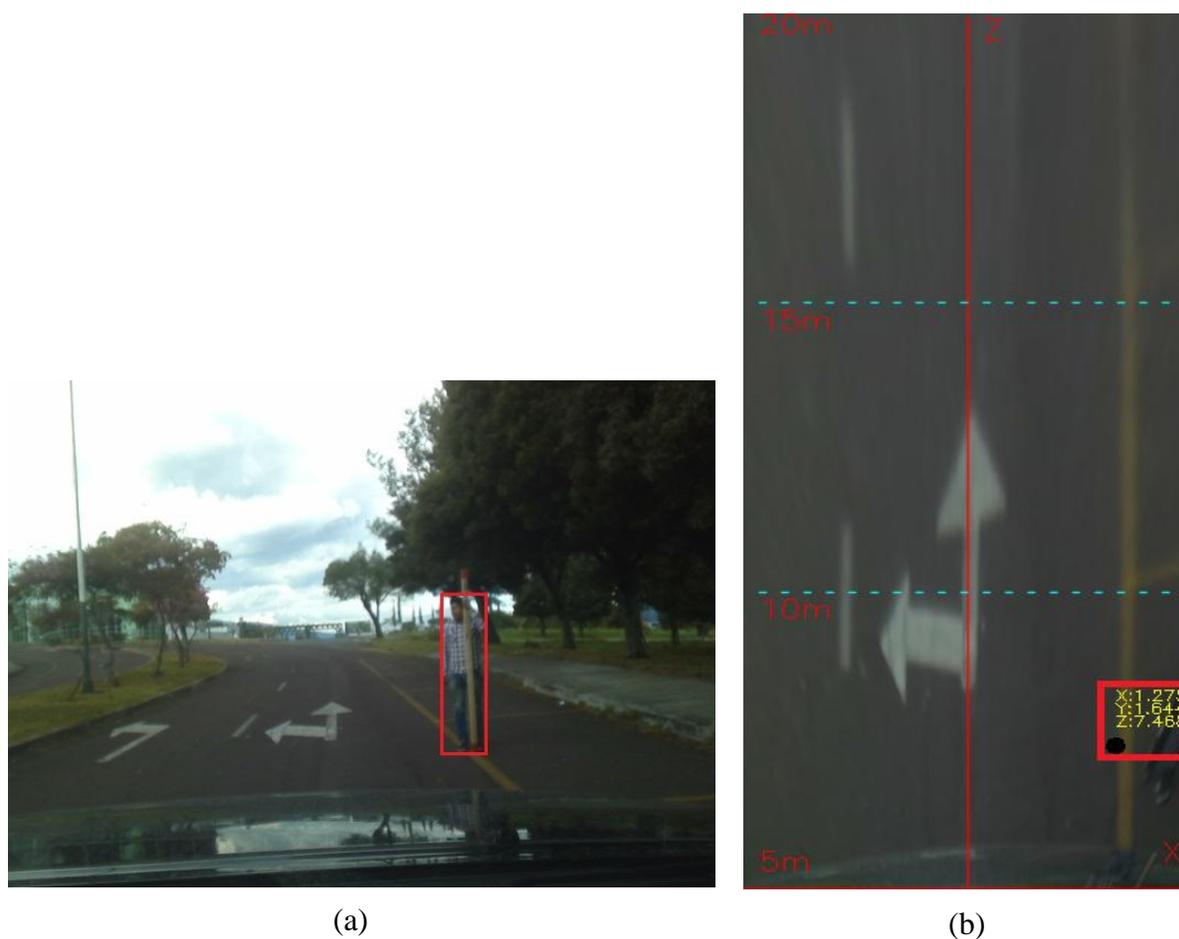


Figura 25. Posición (X, Y, Z) estimada por el algoritmo, prueba 2.

Tabla 11.

Valores de altura, distancia y posición de la detección de un peatón a una altura de la cámara de 1.4m

Distancia	Altura	Posición X	Posición Z
Real (m)	1.68	-1.4	7.5
Calculado (M)	1.64	-1.27	7.46
Error (%)	2.38	9.29	0,53

Los resultados obtenidos en obtenidos en los lugares de prueba 1 y 2 se visualizan de la Tabla 3 a la Tabla 11; en el primer lugar se tienen resultados con errores menores al 7.5%, y en la estimación de la altura de una persona un error menor al 3.08% en altura, y en posición $X - Z$ menor al 9.28% y 0.66% respectivamente. En el segundo lugar se tiene errores menores al 13.5%,

y en la estimación de la altura de una persona un error menor al 2.38% en altura, y en posición $X - Z$ menor al 9.29% y 0.53% respectivamente. La altura de la ubicación de la cámara H_c debe ser un valor exacto, en el primer lugar el valor de $H_c = 0.825m$ y en la prueba 2 el valor $H_c \approx 1.4m$, un valor medido con un error debido a la ubicación dentro del vehículo, lo que influye en que el error en la estimación de alturas y posición en $X - Z$ sea mayor, además de que el primer hiperplano a 5 m no se pueden realizar las mediciones debido a que el capó del vehículo no permite la visualización del hiperplano. Los resultados en las tablas Tabla 7 y Tabla 11 varían dependiendo de la exactitud con la cual se seleccionan los peatones, lo que introduce un error humano en la medición.

El error global de las mediciones en la prueba uno es 3.6455% y en la prueba 2 es 6.1208%.

4.3.3. Tiempo de procesamiento

La adquisición de las imágenes se realiza a 30 fps (frames por segundo), por lo que es necesario que el tiempo de ejecución del algoritmo deben ser menores para poder obtener resultados en tiempo real. Cada etapa para la fase de calibración y de uso requiere de un tiempo de ejecución para poder trabajar en tiempo real (ver Tabla 12).

Tabla 12.

Tiempos de ejecución de algoritmo por etapas y tiempo global.

	Etapas	Tiempo (ms)
Calibración	Detección de líneas	11 ms
	Cálculo de parámetros de calibración	1 ms
	Subtotal	12ms
Uso	Generación de hiperplanos	1 ms
	Subtotal	1 ms

CAPITULO V

5. CONCLUSIONES

5.1. Conclusiones

En el trabajo de investigación se presentó un algoritmo para la generación automática de las zonas de interés para la detección de peatones usando monocámara en tiempo real.

La preselección de ROI de la imagen principal permite discriminar la mayor cantidad de líneas innecesarias procedentes objetos como árboles, nubes, otros automóviles, etc. que complican el proceso de clasificación de las líneas de interés que permiten la identificación de la zona de búsqueda.

Los hiperplanos creados a distancias de 5, 10, 15 y 20 metros de distancia con dimensiones de 2m de alto por 4 metros de ancho dependen de la ubicación de la cámara (altura H_c), si se aumenta la altura a la que se encuentra, los primeros hiperplanos se generan fuera de los límites de la imagen original y no se realiza la búsqueda de peatones. Si disminuye la altura disminuye, se generan todos los hiperplanos, para los dos casos depende directamente de los ángulos de la cámara.

La generación de las zonas de búsqueda se limita a la resolución de las imágenes, en imágenes con resolución de 640×480 la zona de búsqueda tiene un límite de profundidad de 20 metros.

La detección de líneas para la ubicación del punto de fuga se limita por varios factores:

- La altura de la ubicación de la cámara ocasiona que la imagen se obstruya por el capó del automóvil, las líneas no se puedan observar en su totalidad.
- Los ángulos en su elevación o depresión ocasionen perdida de visibilidad de las líneas.

La transformación de perspectiva permite la visualización de ubicación del peatón detectado, para obtener una ubicación real del peatón.

5.2.Recomendaciones

Para la generación de los hiperplanos, el valor de la altura de la cámara H_c debe ser el más cercano al real, los múltiples cálculos están basados en esta altura y por tanto los valores de los hiperplanos, así como la detección de las líneas de carretera dependen de la altura H_c para la estimación de los ángulos por lo que es recomendable realizar la etapa de calibración en vías o carreteras con una buena señalización horizontal.

Para la estimación de la matriz inversa de la multiplicación de matrices M y R de la ecuación (3), el cálculo de las distancias es recomendable utilizar el método de determinantes, es un método más exacto que permite tener un menor error en la estimación de la posición en el plano $X - Z$ y la altura de la persona identificada.

5.3. Trabajos futuros

Para mejora de la estimación de los ángulos, todos los cálculos dependen de estos ángulos, se podría considerar el uso de un acelerómetro para la calibración, o la medición directa de los ángulos mediante un elemento de medición como un inclinómetro, eclímetro o un graduador.

Incrementar la zona de búsqueda al igual que el IPM, para aplicar a los dos carriles de la carretera, para obtener un mayor campo de visión sobre los peatones.

6. BIBLIOGRAFÍA

- ANT. (2016 de Enero de 2016). *Siniestros Enero 2016*. Obtenido de Agencia Nacional de Tránsito: <https://www.ant.gob.ec/index.php/descargable/file/3466-siniestros-enero-2016>
- Bonít, F. (2012). An Inverse-Perspective-based Approach to Monocular Mobile Robot Navigation. (*Tesis Doctoral*), *Universitat de les Illes Balears*, 7-169.
- Bradski, G., & Kaehler, A. (2008). Learning OpenCV. *O'Reilly Media*, 1-13.
- Campmany, V., Silva, S., Espinosa, S., & Moure, J. (2016). GPU-based pedestrian detection for autonomous driving. *Elsevier, The International Conference on Computational Science*, 1-5.
- Collado, J., Hilario, C., de la Escalera, A., & Armingol, J. (2005). Detección y Clasificación de Líneas Viales mediante Análisis Frecuencial. *Universidad de Alicante, XXVI Jornadas de Automatica*, 1061-1067.
- Delgado, L., & Flores, M. (2015). Diseño y construcción de una plataforma inteligente y portátil para un sistema de visión estéreo para aplicación de visión por computadora en vehículos. (*Tesis de Ingeniería*), *Espe*, 12-20.
- Enzweiler, M., & Gavrila, D. (2009). Monocular Pedestrian Detection: Survey and Experiments. *IEEE, Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2179-2195.
- Enzweiler, M., Kanter, P., & Gavrila, M. (2008). Monocular Pedestrian Recognition Using Motion Parallax. *IEEE, Intelligent Vehicles Symposium*, 792-797.
- Ezell, S. (2010). Intelligent Transportation Systems. *ITIF, Explaining International IT Application Leadership*, 1-10.
- Farías, M., Fasce, G., Ortiz, R., & Zomosa, G. (2014). Analisis Bioseñales I. 33-34.
- Flores, M., Robayo, D., & Saa, D. (2015). Histograma del gradiente con múltiples orientaciones (hog-mo) detección de personas. *Revista Vínculos*, 138-147.
- García, C. (2015). Aplicación Android para la detección de las líneas de la carretera. (*Tesis de Ingeniería*), *Universidad Carlos III de Madrid*, 15-75.
- Gavrila, D., Giebel, J., & Munder, S. (2004). Vision-Based Pedestrian Detection: The PROTECTOR System. *IEEE, Intelligent Vehicles Symp*, 19-24.

- Gerónimo, D., López, A., Sappa, A., & Graf, T. (2010). Survey of Pedestrian Detection for Advanced Driver Assistance Systems. *IEEE, Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, Vol. 32, 1245.
- Gietelink, O., Ploeg, J., De Schutter, B., & Verhaegen, M. (2006). Development of advanced driver assistance systems with vehicle hardware-in-the-loop simulations. *Vehicle System Dynamics, International Journal of Vehicle Mechanics and Mobility*, 569-590.
- Grubb, G, Zelinsky, A., Nilsson, L., & Rilbe, M. (2004). 3D Vision Sensing for Improved Pedestrian Safety. *IEEE, Intelligent Vehicles Symp*, 19-24.
- Jiménez, F., Gómez, Ó., Naranjo, J., Serradilla, F., & López, J. (2012). Sistemas Avanzados de Asistencia al Conductor. *Instituto Universitario de Investigación del Automóvil INSIA - UPM*, 20-25.
- Lee, T., Yi, D., & Cho, D. (2016). A Monocular Vision Sensor-Based Obstacle Detection Algorithm for Autonomous Robots. *MDPI, sensors*, 2-12.
- Ma, G., Muller, D., Park, S., Muller-Schneiders, S., & Kummert, A. (2009). Pedestrian detection using a single monochrome camera. *IEEE, IET Intelligent Transport Systems*, 42-54.
- Martín, B., Melcón, A., & Tapia, D. (2009). Identificación óptica de la posición y orientación de un Vehículo Aéreo no Tripulado. *Universidad Complutense de Madrid*, 29-30.
- Martínez, T. (2015). La Transformada de Hough. Detección de Líneas y Círculos. 2-24.
- Medina, A., & Leal, X. (2010). Detección de Líneas y Sistema de Estabilidad de Carril basado en cámara frontal. *Universidad de las Islas Baleares, Enginy@eps, Visión por computador*, 33-36.
- Mesmakhosroshahi, M., Loghman, M., & Kim, J. (2014). Feature-based ROI generation for stereo-based pedestrian detection. *IEEE, International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, 156-57.
- Mobileye. (15 de mayo de 2013). Sistema Avanzado de Asistencia al Conductor. *Mobileye*, 1-14. Obtenido de <https://lta.reuters.com/article/topNews/idLTAKCN1III71-OUSLT>
- Murcia, M. (2012). *Obtención automática de puntos de fuga en secuencias de vídeo*,. (Tesis de Ingeniería), Madrid.
- Negri, P., Goussies, N., & Lotito, P. (2013). Detecting pedestrians on a Movement Feature Space. *Elsevier, Pattern Recognition*, 1-16.

- Nieto, M. (2010). Detección y seguimiento de puntos de fuga en entornos dinámicos. (*Tesis Doctoral*), *Universidad Politécnica de Madrid*, 126-128.
- OMS. (2015). *Informe sobre la situación mundial de la seguridad vial 2015*.
- Schiele, B., & Fritz, M. (2013). High Level Computer Vision: Sliding Window Detection: Viola-Jones-Detector & Histogram of Oriented Gradients (HOG). *Universitat Des Saarlandes*, 13.
- Soga, M., Kato, T., Ohta, M., & Ninomiya, Y. (2005). Pedestrian Detection with Stereo Vision. *IEEE, International Conference on Data Engineering Workshops*, 1200.
- Tetik, Y., & Bolat, B. (2011). Pedestrian Detection From Still Images. *IEEE, International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications*, 540-544.
- Valverde, J. (2007). Detección de bordes mediante el algoritmo de Canny . *Universidad Nacional de Trujillo*, 1.
- Vázquez, D., López, A., Marpin, J., Ponsa, D., & Gerónimo, D. (2013). Virtual and Real World Adaptation for Pedestrian Detection. *IEEE, Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1-14.
- Xu, Y., Xu, D., Lin, S., Han, T., Cao, X., & Li, X. (2012). Detection of Sudden Pedestrian Crossings for Driving Assistance Systems. *IEEE, Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 729-739.
- Zhao, L., & Thorpe, C. (2000). Stereo and Neural Network-Based Pedestrian Detection. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 1, no. 3, 148-154.