



ESPE

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA

**CARRERA DE INGENIERÍA EN ELÉCTRICA Y
TELECOMUNICACIONES**

**TRABAJO DE TITULACIÓN, PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL
TÍTULO DE INGENIERO EN ELECTRÓNICA Y
TELECOMUNICACIONES**

**TEMA: IMPLEMENTACIÓN DE UN ALGORITMO PARA LA
AUTOCALIBRACIÓN DE LOS PARÁMETROS EXTRÍNSECOS
DE UNA CÁMARA ESTEREOSCÓPICA MEDIANTE COLONIA
DE HORMIGAS PARA VEHÍCULOS INTELIGENTES**

AUTOR: ARÉVALO CELI, ERIKA ESTEFANÍA

DIRECTOR: DR. FLORES CALERO, MARCO JAVIER

SANGOLQUÍ

2018



**DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA
CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA Y
TELECOMUNICACIONES**

CERTIFICACIÓN

Certifico que el trabajo de titulación “**IMPLEMENTACIÓN DE UN ALGORITMO PARA LA AUTOCALIBRACIÓN DE PARÁMETROS EXTRÍNSECOS DE UNA CÁMARA ESTEREOSCÓPICA MEDIANTE COLONIA DE HORMIGAS EN VEHÍCULOS INTELIGENTES**” realizado por la señorita **ERIKA ESTEFANÍA ARÉVALO CELI** ha sido revisado en su totalidad y analizado por el software anti-plagio, el mismo cumple con los requisitos teóricos, científicos, técnicos, metodológicos y legales establecido por la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, por lo tanto me permito acreditarlo y autorizar a la señorita **ERIKA ESTEFANÍA ARÉVALO CELI** para que lo sustente públicamente.

Sangolquí, 11 de enero del 2018

DR. MARCO JAVIER FLORES CALERO
DIRECTOR



**DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA
CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA Y
TELECOMUNICACIONES**

AUTORÍA DE RESPONSABILIDAD

Yo, ERIKA ESTEFANÍA ARÉVALO CELI, con cédula de ciudadanía N° 172270509-0, declaro que este trabajo de titulación **“IMPLEMENTACIÓN DE UN ALGORITMO PARA LA AUTOCALIBRACIÓN DE PARÁMETROS EXTRÍNSECOS DE UNA CÁMARA ESTEREOSCÓPICA MEDIANTE COLONIA DE HORMIGAS EN VEHÍCULOS INTELIGENTES”** ha sido desarrollado considerando los métodos de investigación existentes, así como también se ha respetado los derechos intelectuales de terceros considerándose en las citas bibliográficas.

Consecuentemente declaro que este trabajo es de mi autoría, en virtud de ello me declaro responsable del contenido, veracidad y alcance de la investigación mencionada.

Sangolquí, 11 de enero del 2018



ERIKA ESTEFANÍA ARÉVALO CELI
C.C. 172270509-0



**DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA
CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA Y
TELECOMUNICACIONES**

AUTORIZACIÓN

Yo, **ERIKA ESTEFANÍA ARÉVALO CELI**, autorizo a la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE publicar en la biblioteca Virtual de la institución el presente trabajo de titulación **“IMPLEMENTACIÓN DE UN ALGORITMO PARA LA AUTOCALIBRACIÓN DE PARÁMETROS EXTRÍNSECOS DE UNA CÁMARA ESTEREOSCÓPICA MEDIANTE COLONIA DE HORMIGAS EN VEHÍCULOS INTELIGENTES”** cuyo contenido, ideas y criterios son de mi autoría y responsabilidad.

Sangolquí, 11 de enero del 2018

ERIKA ESTEFANÍA ARÉVALO CELI
C.C. 172270509-0

DEDICATORIA

A mis padres María Augusta y Marlon, por ser mi claro ejemplo de constancia, sacrificio y superación, todos mis triunfos están dedicados al amor que me dan.

A mi hermano y mejor amigo, Esteban, por ser tan incondicional, no hubiese podido realizar este trabajo sin ti.

A mi Clemencita, por consentirme y brindarme su cariño y amor.

A mi abuelita Silvia por su inmenso cariño y por demostrarme que para una familia unida no existe problema que no se pueda resolver.

A mi abuelita Rosita Amelia que me acompaña y cuida mis pasos desde el cielo.

AGRADECIMIENTO

A Dios, por la vida, por su fuerza que me sostiene firme en el camino hacia cumplir todos mis metas y sueños.

No conozco a nadie en este mundo a quienes les deba más agradecimiento que a mis padres, porque es gracias a ellos que he logrado este triunfo.

A mi familia, por su infinito cariño, por impulsarme día a día, por las palabras de aliento constantes, por ser estar a mi lado siempre.

A todos mis amigos y a las personas especiales que conocí a lo largo de mi carrera, por enseñarme muchas cosas, entre ellas, el verdadero valor de la amistad y por qué a pesar de los días amargos a lo largo de la carrera, nunca nos faltaron las risas y el cariño mutuo.

A la Universidad de las Fuerzas Armadas - ESPE, a mis docentes y en especial al Dr. Marco Flores por su paciencia, ayuda y apoyo a lo largo de este trabajo.

ÍNDICE DE CONTENIDO

CERTIFICADO	ii
AUTORÍA DE RESPONSABILIDAD	iii
AUTORIZACIÓN	iv
DEDICATORIA	v
AGRADECIMIENTO	vi
ÍNDICE DE CONTENIDO	vii
ÍNDICE DE TABLAS	x
ÍNDICE DE FIGURAS	xi
RESUMEN	xii
ABSTRACT	xiii
CAPÍTULO I	1
1. INTRODUCCIÓN	1
1.1. Antecedentes	1
1.2. Justificación e importancia	1
1.3. Alcance del proyecto	2
1.4. Objetivos	3
1.4.1. General	3
1.4.2. Específicos	3
CAPÍTULO II	5
2. ESTADO DEL ARTE	5
2.1. Introducción	5
2.2. Visión estereoscópica	5
2.2.1. Calibración de parámetros intrínsecos y extrínsecos de sistemas de visión estereoscópica	6
2.3. Autocalibración de parámetros extrínsecos en sistemas de visión estéreo	9
2.3.1. Tipos de algoritmos de autocalibración de parámetros extrínsecos	9

CAPÍTULO III	17
3. DISEÑO DEL ALGORITMO DE CALIBRACIÓN DE PARÁMETROS EXTRÍNSECOS	17
3.1. Introducción	17
3.2. Descripción general del algoritmo de autocalibración del sistema estereoscópico	18
3.2.1. Modelo matemático del sistema de visión estereoscópica	19
3.2.2. Patrón de calibración	22
3.3. Resultados parciales.....	24
CAPÍTULO IV	29
4. OPTIMIZACIÓN DEL MODELO PARA LA ESTIMACIÓN DE LOS PARÁMETROS EXTRÍNSECOS	29
CAPÍTULO V	32
5. RESULTADOS	32
5.1. Resultados del modelo de autocalibración de parámetros extrínsecos	32
5.1.1. Con imágenes en ambiente de laboratorio.....	32
5.1.2. Con imágenes en ambientes reales	35
5.1.3. Con algoritmo genético	36
CAPÍTULO VI	38
6. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	38
6.1. Conclusiones.....	38
6.2. Recomendaciones.....	38
6.3. Trabajos futuros	39
ANEXO A	40
A. CALIBRACIÓN DE PARÁMETROS INTRÍNSECOS	40
A.1. Proceso de calibración de parámetros intrínsecos.....	40
ANEXO B	48
B. SISTEMAS DE VISIÓN ESTEREOSCÓPICA	48
B.1. Modelo Pin-hole y visión 3D	48
B.2. Sistemas de visión estereoscópica.....	50
B.3. Algoritmos para detección de líneas viales.....	51

B.3.1. Transformada de Hough	52
ANEXO C	55
C. ALGORITMOS HEURÍSTICOS DE OPTIMIZACIÓN.....	55
C.1. Técnicas de optimización colonia de hormigas	56
BIBLIOGRAFÍA.....	59

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1	Comparativa de algoritmos de autocalibración basados en métodos de estimación de parámetros mediante un enfoque unificado	11
Tabla 2	Comparativa de algoritmos de autocalibración basados en métodos de estimación de parámetros mediante matrices fundamentales o tensores trifocales	13
Tabla 3	Parámetros del algoritmo ACO para la optimización de los parámetros extrínsecos del sistema de visión estereoscópica	31
Tabla 4	Parámetros intrínsecos del sistema de visión estereoscópica de la cámara izquierda y derecha	31
Tabla 5	Resultados del algoritmo a una altura de 760,00 mm en ambiente de laboratorio	33
Tabla 6	Resultados del algoritmo en ambiente de laboratorio con variación en el ángulo de guiñada.....	34
Tabla 7	Resultados del algoritmo en ambiente de laboratorio con variación en el ángulo de balanceo	35
Tabla 8	Resultados del algoritmo en ambiente de laboratorio con variación en el ángulo de cabeceo	35
Tabla 9	Resultados del algoritmo a una altura de 1250,00 mm en ambiente de laboratorio	36
Tabla 10	Resultados del algoritmo ACO comparado con resultados de algoritmo AG propuesto en (Collado J. M., 2009)	37
Tabla 11	Parámetros intrínsecos de la cámara izquierda	42
Tabla 12	Parámetros intrínsecos de la cámara izquierda después del proceso de rectificación.....	44
Tabla 13	Parámetros intrínsecos de la cámara derecha después del proceso de rectificación.....	44
Tabla 14	Parámetros intrínsecos del sistema estereoscópico.....	45
Tabla 15	Resultados de la calibración de parámetros intrínsecos del sistema.....	45
Tabla 16	Variaciones del algoritmo de optimización de colonia de hormigas ACO	58

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.	Modelo de los parámetros extrínsecos que relacionan los sistemas de la cámara estereoscópica (X_c, Y_c, Z_c) y el mundo (X_m, Y_m, Z_m) separados una altura h .	3
Figura 2.	Representación de parámetros extrínsecos de una cámara	8
Figura 3.	Esquema general del algoritmo de autocalibración de extrínsecos	17
Figura 4.	Descripción general del algoritmo de autocalibración del sistema estereoscópico	18
Figura 5.	Proceso de calibración de parámetros intrínsecos	19
Figura 6.	Extracción del perfil de gradiente de intensidad sobre una línea horizontal	23
Figura 7.	Proceso de detección de vías mediante la transformada de Hough	24
Figura 8.	Detección de líneas viales en un ambiente de laboratorio	25
Figura 9.	Generación del patrón de calibración del sistema estéreo usando las marcas viales	25
Figura 10.	Detección de líneas viales en un ambiente real con líneas viales visibles	26
Figura 11.	Patrón de calibración generado	26
Figura 12.	Detección de líneas viales en un ambiente real con líneas viales poco visibles o inexistentes	27
Figura 13.	Patrón de calibración generado	27
Figura 14.	Imágenes tomadas en el ambiente de laboratorio utilizado	32
Figura 15.	Medición de parámetros en ambiente de laboratorio	33
Figura 16.	Resultados del algoritmo ACO a una altura de 760,00 mm en ambiente de laboratorio	34
Figura 17.	Imágenes capturadas en un ambiente real de carretera	36
Figura 18.	Resultados del algoritmo de autocalibración para el patrón de calibración propuesto en (Collado J. M., 2009)	37
Figura 19.	Interfaz gráfica para la calibración de cámaras	40
Figura 20.	Carga de imágenes de la cámara izquierda	41
Figura 21.	Proceso de extracción del patrón de calibración	41
Figura 22.	Reproyección de puntos detectados	42
Figura 23.	Vista 3D de parámetros extrínsecos determinados por el algoritmo	43
Figura 24.	Interfaz gráfica para la calibración estereoscópica	45
Figura 25.	Vista 3D de los parámetros extrínsecos del sistema de visión estéreo	46
Figura 26.	Imágenes rectificadas	47
Figura 27.	Principio del modelo de cámara Pin-hole invierte la imagen de los objetos en el interior del sistema	48
Figura 28.	Modelo Pin-hole, que relaciona las coordenadas 3D y su proyección en la cámara	49
Figura 29.	Parametrización de Hough	53
Figura 30.	Aplicación de la Transformada de Hough	54
Figura 31.	Comportamiento natural de las hormigas	55
Figura 32.	Pseudo-código de Ant System (AS)	57

RESUMEN

El objetivo de la presente tesis es la implementación de un algoritmo para la autocalibración de los parámetros extrínsecos de una cámara estereoscópica mediante el uso de la infraestructura vial y un algoritmo de optimización para solucionar el modelo matemático que relaciona el mundo y la cámara de manera que estimar la altura y los ángulos de cabeceo, balanceo y guiñada. El algoritmo de autocalibración está constituido por tres etapas; la primera es la extracción de la información visual de la infraestructura vial capturada por el sistema de visión estereoscópica y procesada con varias técnicas eficientes de visión por computador. La segunda etapa es la construcción de un modelo matemático que relaciona los sistemas de referencia de la cámara y el mundo, a partir de lo cual, se obtienen ecuaciones no lineales que relacionan la altura y los ángulos de cabeceo, balanceo y guiñada. Finalmente se realiza la implementación de una heurística basada en Colonia de Hormigas para solucionar el modelo matemático mundo-cámara y estimar automáticamente los parámetros extrínsecos. Estos parámetros deben calcularse cada vez que el sistema de visión estereoscópica cambia de posición, por lo que la autocalibración constituye un proceso indispensable para establecer la correspondencia entre la proyección de objetos en la imagen y su posición en el mundo real. Los resultados experimentales muestran la estimación de los parámetros de altura, ángulo de cabeceo, balanceo y guiñada, obteniéndose un error de 5,5% en escenarios de laboratorio y un 9,3% en escenarios de conducción real usando la infraestructura vial.

PALABRAS CLAVES:

- **AUTOCALIBRACIÓN**
- **PARÁMETROS EXTRÍNSECOS**
- **VISIÓN ESTEREOSCÓPICA**
- **COLONIA DE HORMIGAS**

ABSTRACT

The objective of this thesis is the implementation of an algorithm for self-calibration of extrinsic parameters of a stereoscopic camera using the road infrastructure and an optimization algorithm to solve the mathematical model that relates the world and the camera, estimating height, pitch, roll and yaw. The self-calibration algorithm consists of three stages; the first one is the extraction of the visual information of the road infrastructure captured by the stereoscopic vision system and processed using computer vision techniques. Next stage is the construction of a mathematical model which relates the reference systems of the camera and the world, from this point, the non-linear equations that relate height, pitch, roll and yaw angles are obtained. Final step is the implementation of an Ant Colony-based heuristic to solve the world-camera mathematical model that estimates the extrinsic parameters. These parameters must be calculated every time the stereoscopic vision system changes its position, so the autocalibration process is indispensable to establish a correspondence between object's projection on the image and its position in the real world. The experimental results show the correct estimation of the height, pitch, roll and yaw parameters with an error of 5,5% and a 9,3% in real driving scenarios.

KEYWORDS:

- **SELF-CALIBRATION**
- **EXTRINSIC PARAMETERS**
- **STEREOSCOPIC VISION**
- **ANT COLONY OPTIMIZATION**

CAPÍTULO I

1. INTRODUCCIÓN

1.1. Antecedentes

En la actualidad existen numerosos trabajos de investigación en el área de la robótica que se enfocan en el uso de sistemas de percepción utilizando cámaras estereoscópicas (Rauch-Hindin, 1989), por ejemplo en (Goldberg, Maimone, & Matthies, 2002) encontramos el desarrollo de un vehículo autónomo de exploración espacial llamado “MER: *Mars Exploration Rover*” el cual utiliza la tecnología de visión estéreo para una navegación segura sobre terrenos desconocidos y peligrosos, donde la cámara estereoscópica es uno de los elementos esenciales porque permite capturar la información visual de la escena que se encuentra al frente del vehículo. Sin embargo, su ubicación tiene que ser precisa para poder relacionar correctamente las escenas del mundo y sus correspondientes imágenes. Por lo tanto, es necesario conocer continuamente los parámetros que relacionan los sistemas de referencia del mundo y de la cámara estereoscópica. Estos sistemas de referencia se relacionan a través de los denominados parámetros extrínsecos, formados por los ángulos y la posición (Rauch-Hindin, 1989).

Con estos precedentes y teniendo en cuenta los retos que aún existen dentro de esta materia, se propone en esta investigación el diseño de un algoritmo para la auto-calibración de parámetros extrínsecos de una cámara estereoscópica para aplicaciones en vehículos inteligentes, usando la información visual de las líneas de la carretera por donde circula.

1.2. Justificación e importancia

El proyecto de tesis establece el punto inicial para el desarrollo de sistemas con característica de navegación autónoma, dado que busca establecer una correspondencia entre la información visual capturada por un sistema estereoscópico y la escena tridimensional que, en este caso, se considera la infraestructura vial, la cual nos permitirá calibrar los parámetros extrínsecos del sistema de visión de manera

automática. Como autocalibración de extrínsecos se entiende la estimación de los ángulos de balanceo, cabeceo y guiñada, y la altura a la que está ubicada la cámara estereoscópica respecto al suelo.

El desarrollo de esta tesis es de suma importancia porque constituye una alternativa al problema de autocalibración del sistema de percepción sin necesidad de patrones artificiales, en el contexto de aplicaciones para vehículos inteligentes.

Además, se propone este proyecto de investigación para obtener un primer acercamiento a una tendencia mundial actual de desarrollo tecnológico en el campo de vehículos inteligentes y autónomos.

1.3. Alcance del proyecto

Este trabajo de investigación generará:

- Un nuevo algoritmo que modele los parámetros extrínsecos de autocalibración que relacionan los sistemas de referencia de la cámara estereoscópica y el mundo. Es decir, se construirá un modelo para representar los ángulos de balanceo, guiñada y cabeceo, junto con la altura, utilizando la información visual estéreo y la infraestructura básica de las carreteras (ver figura 1). Este modelo está basado en el modelo propuesto en (Collado, Hilario, Escalera, & Armingol, 2006) y vendrá dado por una ecuación no lineal que no tiene solución analítica y donde los métodos tradicionales de optimización fallan.
- Un nuevo método computacional cimentado en técnicas evolutivas de colonia de hormigas (ACO) (Dorigo, Maniezzo, & Coloni, Ant system: optimization by a colony of cooperating agents, 1996) para solucionar el modelo matemático utilizando la información visual estereoscópica de las líneas de la carretera.

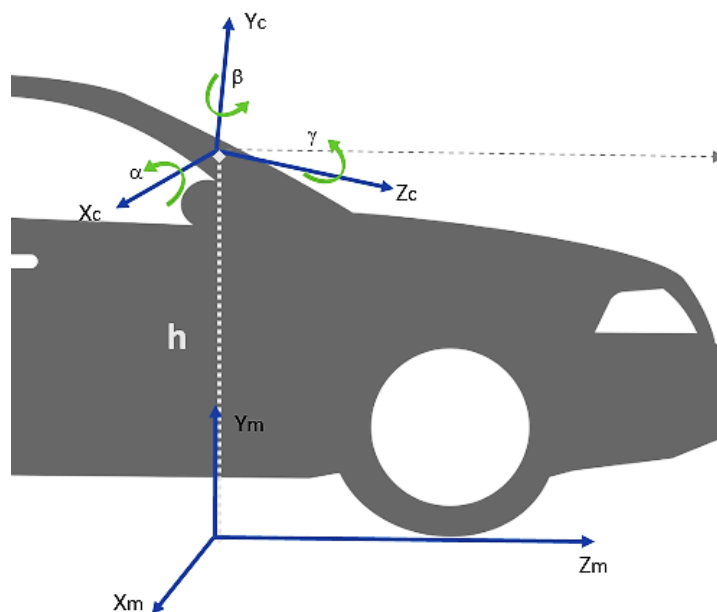


Figura 1. Modelo de los parámetros extrínsecos que relacionan los sistemas de la cámara estereoscópica (X_c, Y_c, Z_c) y el mundo (X_m, Y_m, Z_m) separados una altura h .

1.4. Objetivos

1.4.1. General

- Desarrollar un algoritmo para la autocalibración de los parámetros extrínsecos de una cámara estereoscópica mediante colonia de hormigas para aplicaciones en vehículos inteligentes.

1.4.2. Específicos

- Establecer un modelo matemático para poner en correspondencia los sistemas de referencia asociados al mundo y a la cámara estereoscópica a través de los parámetros extrínsecos de autocalibración, es decir, los ángulos que forman entre sí y la altura que los separa.
- Elaborar un método computacional para la autocalibración de parámetros extrínsecos a través de la información visual proveniente de sistema estereoscópica utilizando la técnica de optimización evolutiva denominada colonia de hormigas.

- Desarrollar pruebas funcionales para medir la efectividad y eficacia del algoritmo sobre una plataforma en estática.

Para esto, el presente trabajo de investigación estará dividido en seis capítulos. El primer capítulo corresponde a la introducción. En el segundo se describe el estado del arte en el tema de autocalibración de parámetros extrínsecos. Esto involucra temas de sistemas de visión estereoscópica y algoritmos de autocalibración instalados en plataformas móviles. En el tercer capítulo se presenta el diseño del modelo matemático que permite relacionar la infraestructura vial y el sistema de visión estereoscópica, para posteriormente detallar en el capítulo cuarto, el algoritmo de optimización para obtener los ángulos de balanceo, cabeceo, guiñada y la altura. El siguiente capítulo describe el análisis de los resultados obtenidos del modelo de calibración diseñado para que posteriormente en el capítulo seis se establezca conclusiones y recomendaciones del trabajo realizado.

CAPÍTULO II

2. ESTADO DEL ARTE

2.1. Introducción

En este capítulo se realizará una investigación exhaustiva en temas referentes a algoritmos para la autocalibración de los parámetros extrínsecos de un sistema estereoscópico. Con esto se podrá obtener sustento teórico para proceder al posterior desarrollo del proyecto.

Como primer punto, se analiza la temática de visión estereoscópica. Posteriormente se presenta los diferentes tipos de algoritmos para la autocalibración de los parámetros extrínsecos con un sinnúmero de técnicas de visión estereo e inteligencia artificial.

2.2. Visión estereoscópica

La visión estereoscópica artificial es un campo muy extenso que forma parte de lo que se conoce con el término “visión por computadora”. Técnicamente radica en el procesamiento de dos imágenes capturadas al mismo tiempo mediante dos cámaras, una izquierda y una derecha, a partir de una escena tridimensional. Este procesamiento tiene como objetivo el reconstruir la escena en 3D a partir de las dichas imágenes, (Barranco, Martínez, & Gómez, 2016) lo cual significa que la visión estereoscópica constituye el procedimiento que permitirá la obtención de la forma de los objetos capturados, recuperando la tercera dimensión perdida.

Un sistema binocular o estereoscópico permite obtener información de profundidad, lo cual resulta imprescindible en temas orientados al desarrollo de sistemas de asistencia a la conducción tales como sistemas de detección de peatones o señales de tránsito (Armingol, y otros, 2007) o para facilitar la detección de la calzada en ambientes urbanos como se muestra en (Turchetto & Manduchi, 2003).

2.2.1. Calibración de parámetros intrínsecos y extrínsecos de sistemas de visión estereoscópica

La calibración se define como el proceso mediante el cual se calculan los parámetros intrínsecos y extrínsecos del sistema de visión estereoscópica, a partir de un conjunto de puntos de control, conocidas las coordenadas tridimensionales de esos puntos y midiendo las correspondientes coordenadas de imagen. El principal objetivo es el establecimiento de la geometría epipolar del sistema para poder rectificar las imágenes y simplificar la obtención del mapa de correspondencias, además de la corrección de distorsiones (Tsai, 1987).

Por otra parte, la calibración de cámaras representa un requisito primordial para un sistema de visión estereoscópica, ya que el conocimiento exacto de parámetros que definen tanto las propiedades inherentes a la óptica de la cámara, así como la orientación y posición de la misma, nos permiten recuperar las coordenadas tridimensionales euclidianas desde su correspondencia en el punto de la imagen. Este proceso es requerido en campos de estudio en donde es necesario determinar la relación de coordenadas de un objeto tridimensional y sus correspondencias en coordenadas 2D; como por ejemplo en aplicaciones de inspección 3D (Prieto, Redarce, Lepage, & Boulanger, 1998), reconstrucción 3D (E Cline, L Dumoulin, H.R., Lorensen, & Ludke, 1987) o navegación inteligente (Maimone, Biesiadecki, Tunstel, Cheng, & Leger, 2006).

El problema de calibración puede dividirse en dos tareas a resolver: la calibración interna y la externa. La calibración interna consiste en determinar la relación entre coordenadas imagen y las direcciones de vista en el espacio. La calibración externa consiste en determinar la posición y orientación de la cámara respecto a un sistema de referencia preestablecido (Du & Brady, 1993) (Zhang, 2000).

- **Parámetros intrínsecos:** Son aquellos que definen las propiedades inherentes a la óptica de la cámara dentro de los cuales está el centro de la imagen, la distancia focal efectiva y la distorsión.
 - El centro de la imagen es el punto en donde existe un cruce del eje óptico y el elemento sensor.
 - La distancia focal está dada por f_x y f_y , parámetros que representan medidas en el eje horizontal y vertical dada la lente de la cámara.
 - La distorsión está determinada por las imperfecciones de la lente que provoca ciertas modificaciones en la geometría de la imagen. Esta puede ser radial o tangencial.

- **Parámetros extrínsecos:** Son aquellos que describen la calibración externa y definen la orientación y posición de la cámara con respecto al sistema de referencia del mundo o global, representado por $OX_m Y_m Z_m$ (ver figura 2). Los denominados parámetros extrínsecos absolutos se encuentran definidos por matrices de rotación y translación, de manera que, si se quiere convertir un punto expresado en el sistema de referencia del mundo al sistema de referencia del sistema estereoscópico, se debe usar la siguiente expresión (Collado J. M., 2009).

$$p_c = R_{abs} \cdot p_m + T_{abs} \quad (2.2.1)$$

donde:

p_c : punto expresado en el sistema de referencia de las cámaras

R_{abs} : matriz de rotación absoluta

p_m : punto expresado en el sistema de sistema de referencia del mundo

T_{abs} : matriz de traslación absoluta

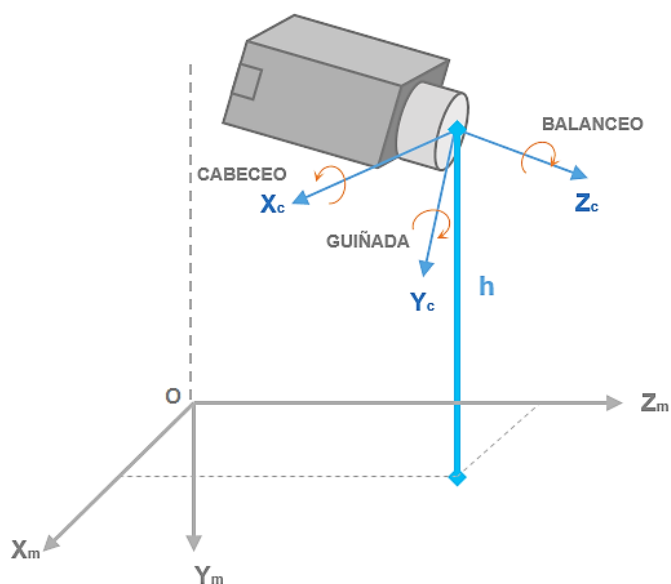


Figura 2. Representación de parámetros extrínsecos de una cámara

Fuente: (Collado J. M., 2009)

Por otra parte, al ser un sistema binocular, es necesario calibrar los parámetros de transformación relativa entre ambas cámaras (cámara derecha a izquierda) denominados T_{rel} y R_{rel} dada por la ecuación siguiente:

$$p_{der} = R_{rel} \cdot p_{izq} + T_{rel} \quad (2.2.2)$$

donde:

p_{der} : punto expresado en el sistema de referencia de la cámara derecha

R_{rel} : matriz de rotación relativa

p_{izq} : punto expresado en el sistema de referencia de la cámara izquierda

T_{rel} : matriz de traslación relativa

Existen varias técnicas de calibración de cámaras (Faugeras O. , 1993) donde se las clasifica en dos categorías:

- **Calibración fotogramétrica:** Este tipo de calibración es realizado mediante la captura de patrones cuya geometría espacial 3D es conocida a un alto nivel de precisión. Este tipo de calibración requiere una configuración elaborada, pero sus resultados son bastante eficientes (Remondino & Fraser, 2006).
- **Autocalibración:** Este método de calibración está basado en el movimiento del sistema de percepción el cual se calibra a partir de la información obtenida directamente de la escena estática. Tres imágenes tomadas por una misma cámara con parámetros intrínsecos fijos son suficientes para estimar tanto los parámetros extrínsecos como intrínsecos (Dornaika & Chung, 2001).

2.3. Autocalibración de parámetros extrínsecos en sistemas de visión estéreo

La autocalibración es necesaria para estimar automáticamente parámetros de posición del sensor mientras se encuentra en uso dadas las condiciones reales de un vehículo en movimiento. Las etapas del proceso de autocalibración para llegar a determinar los parámetros del sistema de visión estereoscópica son:

- Obtención del modelo matemático que relaciona los sistemas de la cámara y el mundo.
- **Obtención de los datos de campo:** En esta etapa se obtienen los puntos bidimensionales de la imagen capturada desde ambas cámaras que provienen de los puntos tridimensionales de las escenas capturadas.
- **Determinación de los parámetros intrínsecos y extrínsecos:** Una vez conocidos todos los puntos de la escena real y la imagen capturada por la cámara, se procede a resolver las ecuaciones que rigen el modelo propuesto y que se ajustan a la realidad.

2.3.1. Tipos de algoritmos de autocalibración de parámetros extrínsecos

Existen dos tipos de algoritmos para la autocalibración; los métodos que buscan estimar estructuras tridimensionales de una escena y los parámetros de la cámara

mediante un enfoque unificado y algoritmos que desacoplan la calibración de la cámara de su estimación de forma usando matrices fundamentales o tensores trifocales (Dang & Hoffmann, 2004). En ambos tipos es necesario obtener una relación entre las correspondencias espaciales de un punto de la imagen (entre la cámara izquierda y derecha) y las correspondencias temporales de un punto (entre dos secuencias consecutivas).

A continuación, se presenta una tabla comparativa que muestra los algoritmos más destacados en el tema de autocalibración de sistemas de percepción estereoscópica:

- **Métodos de estimación de parámetros mediante un enfoque unificado:** Estos métodos permiten la autocalibración del sistema de manera precisa y requieren buenas conjeturas iniciales dado que tienen tendencia a caer en un problema de mínimos locales. Este tipo de algoritmos presentan una alta carga de procesamiento computacional.

Tabla 1

Comparativa de algoritmos de autocalibración basados en métodos de estimación de parámetros mediante un enfoque unificado

Autor	Sistema	Aplicación y novedad	Movimiento	Base de datos
(Dang, Hoffmann, & Stiller, 2009)	Método de autocalibración estéreo continua basada en un criterio de error geométrico, que se fundamenta en una derivación consistente de un esquema de optimización recursivo Gauss-Helmert. Estimación de la distancia focal y ángulos de orientación (cabeceo, balanceo y guiñada).	Aplicación de técnicas de reconstrucción tridimensional mediante la rectificación de imágenes usando parámetros obtenidos en el proceso de autocalibración. El algoritmo permite combinar distintos tipos de restricciones geométricas.	Si	Imágenes reales.
(Lichti, Kim, & Jamtsho, 2010)	Modelo de autocalibración de un sistema en el que se estiman simultáneamente parámetros de calibración tradicionales (posición y orientación) y el error sistemático del telémetro mediante un ajuste de observaciones a objetivos señalizados.	Basado en ecuaciones de colinealidad y de corrección del error sistemático identificados en los datos obtenidos del sistema de visión.	No	Imágenes reales.

➤ Continúa

(Shahbazi, Homayouni, Saadatseresh, & Sattari, 2011)	Autocalibración de parámetros extrínsecos (posición del sistema de visión y ángulos de orientación) mediante ecuaciones de observación de coordenadas de un punto en imágenes de intensidad.	Uso de tecnología PMD (Dispositivo de Mezcla Fotónica) que son dispositivos capaces de medir distancias a objetos a altas velocidades. Enfoque basado en el ajuste de un haz fotogramétrico de ecuaciones que son originadas de la condición de colinealidad y errores de rango.	Si	Imágenes reales.
(Di, Liu, Liu, Peng, & Hu, 2014)	Descripción del método de ajuste de parámetros en el modelo IO y EO usando un polinomio de tercer orden para mapeo topográfico de alta precisión.	Aplicación en vehículo lunar del Programa Chino de Exploración Lunar llamado Chang E-2 (CE-2). Generación de perfiles topográficos usando parámetros de calibración obtenidos mediante los datos capturados del altímetro disponible en el vehículo lunar.	Si	Imágenes reales.

- **Métodos de estimación de parámetros mediante matrices fundamentales o tensores trifocales:** Son métodos con una precisión más baja en la estimación de parámetros comparados con los métodos de enfoque unificado, pero tienen la ventaja de que estos algoritmos no caen en un problema de mínimos locales. Su complejidad computacional es menor.

Tabla 2

Comparativa de algoritmos de autocalibración basados en métodos de estimación de parámetros mediante matrices fundamentales o tensores trifocales

Autor	Sistema	Aplicación y novedad	Movimiento	Base de datos
(Broggi, Bertozzi, & Fascioli, 2001)	Método de calibración usando marcas viales cuya posición es conocida la cual permite determinar la posición y orientación (ángulos de cabeceo, balanceo y guiñada) de la cámara respecto al vehículo.	Autocalibración en dos etapas, una etapa de calibración supervisada usando un patrón pintado frente al vehículo y la autocalibración. Implementado en vehículo autónomo "ARGO".	No	Imágenes reales.
(Dang, Hoffman, & Stiller, 2006)	Autocalibración extrínseca considerando inexactitudes mecánicas en la configuración del sistema de visión.	Uso de minimización del error de reproyección de los puntos de imagen y la restricción epipolar. Uso de filtro Kalman extendido e iterado.	Si	Imágenes sintéticas y reales.

» Continúa

(Collado, Hilario, Escalera, & Armingo I, 2006)	Estimación de altura y ángulos de cabeceo y balanceo.	Uso de algoritmo genético para la estimación de parámetros. Uso de hipótesis de mundo plano sobre infraestructura vial.	No	Imágenes sintéticas y reales.
(Wang, Zhang, & Rovira-Mas, 2010)	Estimación de ángulos de cabeceo, balanceo y guiñada.	Uso de algoritmo de RANSAC para eliminar valores atípicos. Aplicado a sistemas de navegación en ambientes de agricultura.	No	Imágenes reales.
(Musleh, Martín, Armingol, & de la Escalera, 2014)	Estimación de parámetros extrínsecos: Ángulos de cabeceo, balanceo y altura.	Uso de disparidad para estimar la calibración extrínseca. Uso de la transformada de Hough y algoritmo de RANSAC para obtener la estimación geométrica del ambiente.	Si	Imágenes reales.

(Spangenberg, Langner, & Rojas, 2013)	Estimación de ángulos de cabeceo y balanceo basado en la minimización de costos de píxeles coincidentes.	Uso del algoritmo de Metrópolis basado en el esquema Monte-Carlo (Gilks, Richardson, & Spiegelhalter, 1995) para minimizar los costos de los puntos coincidentes en las imágenes del sistema de visión.	Si	Imágenes reales.
(de Paula, Jung, & da Silveira Jr, 2014)	Aplicación de una calibración automática de cámaras sobre la marcha (<i>on-the-fly</i>) y aplicaciones de realidad aumentada para sistemas de asistencia al conductor e inspección de carreteras.	La autocalibración no requiere conocimiento de parámetros o patrones de calibración a priori. Las distancias entre las líneas viales se detectan basándose en la velocidad del vehículo.	Si	Imágenes reales.
(Musleh, Martín, Armingol, & de la Escalera, 2016)	Implementación de algoritmo mejorado de estimación de ángulos de balanceo, guiñada y altura basado en (Musleh, Martín, Armingol, & de la Escalera, 2014).	Uso de disparidad para estimar la calibración extrínseca, estimación del ángulo de inclinación sin la afectación directa del ángulo de balanceo.	No	Imágenes sintéticas y reales.

En muchos de estos enfoques, el problema de autocalibración se resuelve modelando el sistema de visión estereoscópica mediante ecuaciones no lineales que permiten realizar una correspondencia entre la imagen y la escena capturada. Así, distintas estrategias se han usado; por ejemplo, la imagen de disparidad (Musleh, Martín, Armingol, & de la Escalera, 2014) (Musleh, Martín, Armingol, & de la Escalera, 2016), las líneas de la carretera (Collado, Hilario, Escalera, & Armingol, 2006), etc. También hay propuestas desarrolladas en ambientes estáticos y propuestas en calibración continua (Dang, Hoffmann, & Stiller, 2006) (de Paula, Jung, & da Silveira Jr, 2014).

CAPÍTULO III

3. DISEÑO DEL ALGORITMO DE CALIBRACIÓN DE PARÁMETROS EXTRÍNSECOS

3.1. Introducción

En este capítulo se presenta la primera y segunda etapa del diseño del algoritmo propuesto para la autocalibración de parámetros extrínsecos, la cual pretende establecer el patrón de calibración que será usado en una etapa posterior por un algoritmo de optimización como se detallará en el siguiente capítulo. En general, el esquema de desarrollo se muestra en la figura 3, el cual está compuesto de tres etapas:

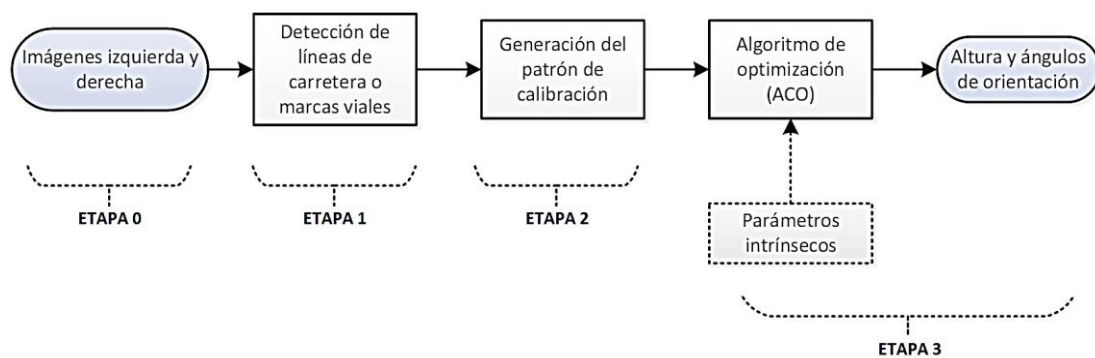


Figura 3. Esquema general del algoritmo de autocalibración de extrínsecos

- **Etapa 0:** Se coloca el vehículo en una carretera con líneas visibles y se captura la información visual.
- **Etapa 1:** En esta etapa se procede a la detección de líneas delimitadoras del carril usando técnicas de procesamiento digital de imágenes tales como un filtro especial y la transformada de Hough.
- **Etapa 2:** Se selecciona un conjunto de puntos que conforman a las líneas detectadas en la etapa anterior, los cuales conformarán el patrón usado en la siguiente etapa para la autocalibración del sistema de visión estereoscópica.

- **Etapa 3:** Los parámetros extrínsecos (altura y ángulos de orientación) son estimados maximizando una función de salud, que se definirá posteriormente en este trabajo, mediante el algoritmo de optimización ACO.

3.2. Descripción general del algoritmo de autocalibración del sistema estereoscópico

El algoritmo que permite la autocalibración del sistema de percepción se basa inicialmente en las características conocidas de las líneas viales de la carretera como son su paralelismo y la distancia entre ambas. Este escenario es capturado mediante el sistema de visión estéreo en imágenes que son procesadas para la respectiva detección de las líneas delimitadoras del carril, como se muestra en la figura 4, donde las líneas detectadas por la cámara derecha se encuentran dibujadas de color rojo y las detectadas por la cámara izquierda se encuentran graficadas de color verde.

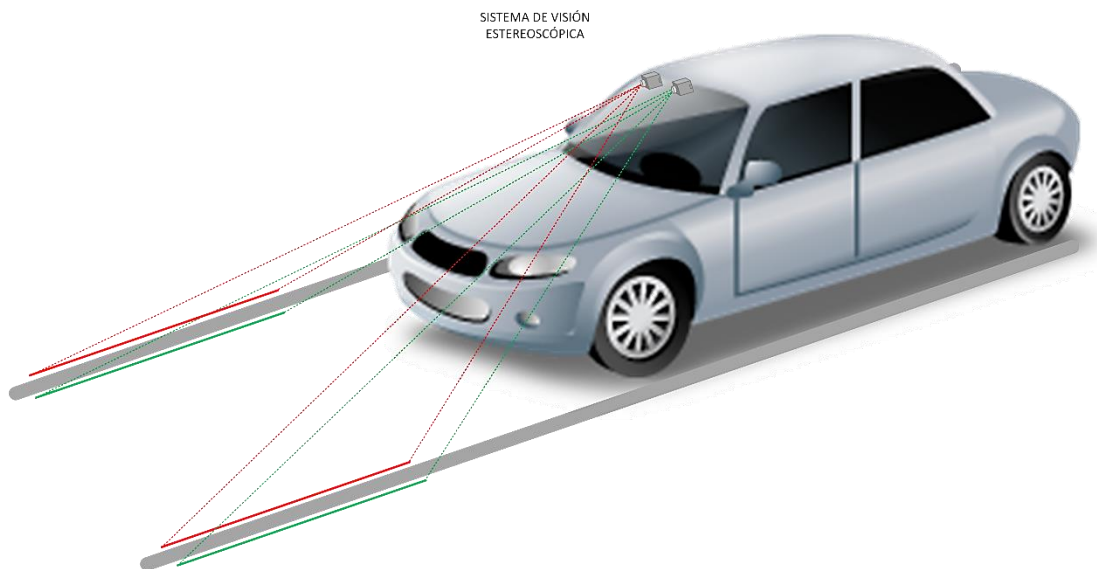


Figura 4. Descripción general del algoritmo de autocalibración del sistema estereoscópico

Dado que desconocemos los parámetros extrínsecos del sistema, utilizando un algoritmo de optimización se generarán múltiples hipótesis que serán combinadas mediante operaciones. Para cada hipótesis planteada, se invierte la transformación de perspectiva de modo que las líneas detectadas en las imágenes son proyectadas en el plano de la carretera, donde ambas deberán coincidir y ser paralelas en, y sólo en, el

caso de que los parámetros hipotéticos coincidan con los reales. El algoritmo de optimización evaluará cada posible solución en base a dos criterios (Collado J. M., 2009).

- **Paralelismo:** Cuanto mayor sea el paralelismo entre las líneas viales, mejor será la solución.
- **Distancia:** Cuanta menor distancia exista entre las parejas de líneas proyectadas desde cada cámara, mejor será la solución.

Para iniciar el proceso, es indispensable conocer los parámetros intrínsecos del sistema. Para determinar estos parámetros, se efectúa la calibración con el *toolbox* de MATLAB (Bouguet, 2015), el cual permite definir las condiciones de formación de las imágenes y rectificarlas para reducir la distorsión, de esta manera se puede considerar el modelo del sistema estereoscópico como uno compuesto por dos cámaras paralelas y con una distancia constante de separación (ver Anexo A).

3.2.1. Modelo matemático del sistema de visión estereoscópica

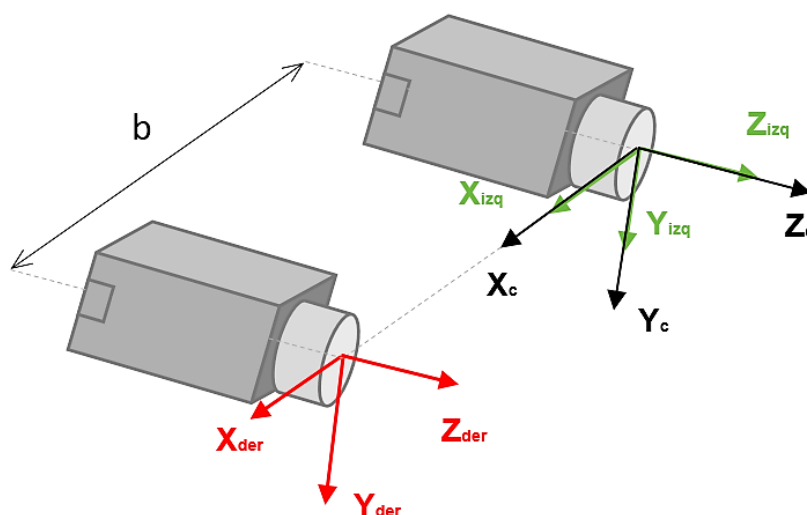


Figura 5. Proceso de calibración de parámetros intrínsecos

Fuente: (Collado J. M., 2009)

Al modelo del sistema se relaciona un sistema de coordenadas con su origen en el sensor de la cámara izquierda como se muestra en la figura 5. Mediante matrices homogéneas calculamos la proyección de cualquier punto de la carretera sobre cada

dispositivo de captura de imágenes. El modelo que se describe a continuación se basa exclusivamente en la propuesta de (Collado J. M., 2009) y es el siguiente:

- 1) Empezamos elevando el sistema a una altura h del plano del mundo.

$$x_1 = T_h \cdot x_0 \quad (3.2.1)$$

$$T_h = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & h \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.2.2)$$

- 2) Rotamos el sistema de coordenadas un ángulo $-\alpha$ (cabeceo), β (guiñada) y un γ (balanceo) sobre el eje x , y y z respectivamente, donde el ángulo de cabeceo es considerado negativo para indicar un giro en sentido horario dado que las cámaras se orientan hacia el suelo.

$$x_2 = R_\alpha \cdot x_1 \quad (3.2.3)$$

$$R_\alpha = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \alpha & -\sin \alpha & 0 \\ 0 & \sin \alpha & \cos \alpha & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.2.4)$$

$$x_3 = R_\beta \cdot x_2 \quad (3.2.5)$$

$$R_\beta = \begin{bmatrix} \cos \beta & 0 & \sin \beta & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ -\sin \beta & 0 & \cos \beta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.2.6)$$

$$x_4 = R_\gamma \cdot x_3 \quad (3.2.7)$$

$$R_\gamma = \begin{bmatrix} \cos \gamma & -\sin \gamma & 0 & 0 \\ \sin \gamma & \cos \gamma & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.2.8)$$

- 3) En el caso de la cámara ubicada a la derecha, el sistema de coordenadas se des- plaza en el eje x una distancia *baseline* b . La cámara izquierda, por otra parte, se multiplica por la matriz identidad al no presentar ningún tipo de desplazamiento.

$$x_{c,der} = T_{b,der} \cdot x_4 \quad (3.2.9)$$

$$T_{b,der} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & b \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.2.10)$$

$$x_{c,izq} = T_{b,izq} \cdot x_4 \quad (3.2.11)$$

$$T_{b,izq} = I \quad (3.2.12)$$

- 4) Se proyecta la imagen a lo largo del eje z con una distancia focal f , como se detalla en la ecuación B.1.4 según el modelo de Pin-Hole (ver Anexo B).

$$u_p = T_f \cdot x_c \quad (3.2.13)$$

$$\begin{bmatrix} u_p \\ v_p \\ s_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3.2.14)$$

Donde:

$$x_p = \frac{u_p}{s_p}, y_p = \frac{v_p}{s_p} \quad (3.2.15)$$

- 5) Posteriormente se traducen las coordenadas de milímetros a píxeles, considerando que la esquina superior izquierda de la imagen es el origen de coordenadas. Para esta traslación de origen, se utilizan los parámetros k_x y k_y los cuales representan a la resolución espacial dada en píxeles/mm y c_x y c_y que determinan las coordenadas del centro óptico.

- 6) Finalmente, para obtener la matriz de transformación global T_{global} , se multiplica las matrices anteriores en orden inverso, como se muestra en la siguiente ecuación:

$$u_i = \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{bmatrix} = (T_k \cdot T_f \cdot T_b \cdot R_\gamma \cdot R_\beta \cdot R_\alpha \cdot T_h) \cdot x_m = T_{global} \cdot \begin{bmatrix} x_m \\ y_m \\ z_m \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3.2.16)$$

- 7) Utilizando la hipótesis de mundo plano $y_i = 0$, resulta la ecuación que representa T'_{global} :

$$T'_{global} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot T_{global} \quad (3.2.17)$$

$$\begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{bmatrix} = T'_{global} \cdot \begin{bmatrix} x_m \\ y_m \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3.2.18)$$

$$x_i = \frac{u_i}{s_i}, y_i = \frac{v_i}{s_i} \quad (3.2.19)$$

Es decir, los parámetros desconocidos que intervienen en este sistema de ecuaciones son: ángulo α (cabeceo), β (guiñada), γ (balanceo) y h (altura).

3.2.2. Patrón de calibración

Para obtener el patrón de calibración basado en las líneas de la carretera bajo la hipótesis de mundo plano, se realiza bajo estas etapas:

Etapas 1: Se inicia con la aplicación de un filtrado con máscara correspondiente a la ecuación (3.2.20) de (Collado J. M., 2009), con el cual extraemos el perfil de intensidades a lo largo de una horizontal, como se muestra en la figura 6. Este filtrado nos permite ver a las líneas viales como bandas blancas sobre un fondo oscuro. Si obtenemos el gráfico que muestra el perfil del gradiente horizontal de intensidades, las detecciones de líneas dan lugar a un máximo local, seguido de un mínimo local ubicado

en la misma fila de la imagen, patrón que indicará la presencia de una línea delimitadora de carril.

$$\frac{\Delta f(x)}{\Delta x} = \frac{f(x+1) - f(x-1)}{2} \rightarrow [-1, 0, 1] \quad (3.2.20)$$



Figura 6. Extracción del perfil de gradiente de intensidad sobre una línea horizontal

Posteriormente se extraen tanto la línea derecha como izquierda de la vía usando la transformada de Hough (Hough, 1959) sobre el conjunto de píxeles marcados anteriormente. En el acumulador de Hough, se definen dos zonas de búsqueda, dentro las cuales se elige la línea más votada, ver Figura 7(c).

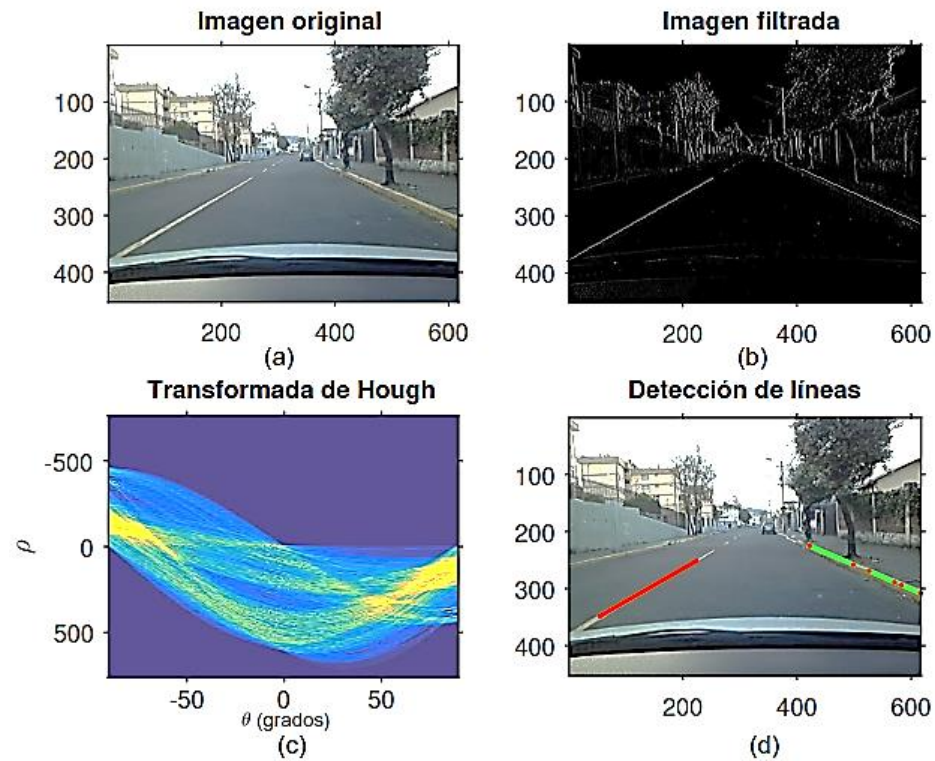


Figura 7. Proceso de detección de vías mediante la transformada de Hough

Si proyectamos dichas líneas desde la cámara sobre el plano de la carretera, obtenemos una pareja de líneas, las cuales, gracias a la parametrización de Hough, vienen representadas por conjunto de parámetros (ρ, θ) , como se muestra en la figura 7(d).

Etapa 2: Utilizando las líneas detectadas, se las evalúa a diferentes alturas de la imagen para generar un patrón de calibración antes de ser proyectadas sobre el plano de la carretera. Estos patrones de puntos son proyectados sobre el plano de la carretera y comparados posteriormente en la etapa 3, utilizando ACO.

3.3. Resultados parciales

En este apartado se presentan algunos de los resultados obtenidos tras poner a prueba la etapa 1 y 2 del algoritmo propuesto. Las principales pruebas fueron realizadas en un ambiente de laboratorio y posteriormente en diferentes tipos de escenas reales de conducción.

- Pruebas realizadas en un ambiente de laboratorio

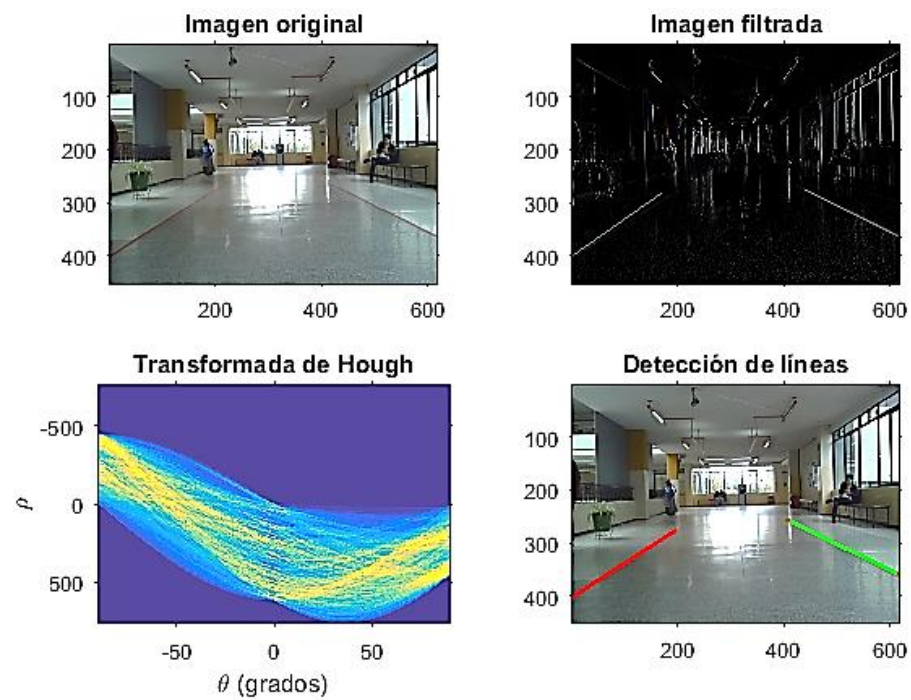


Figura 8. Detección de líneas viales en un ambiente de laboratorio

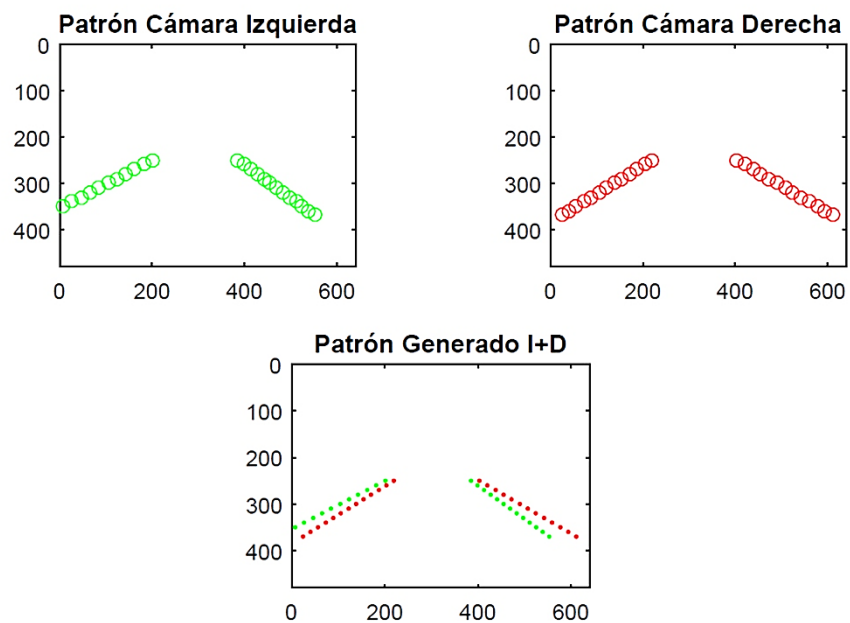


Figura 9. Generación del patrón de calibración del sistema estéreo usando las marcas viales

- Pruebas realizadas en un ambiente con líneas viales visibles

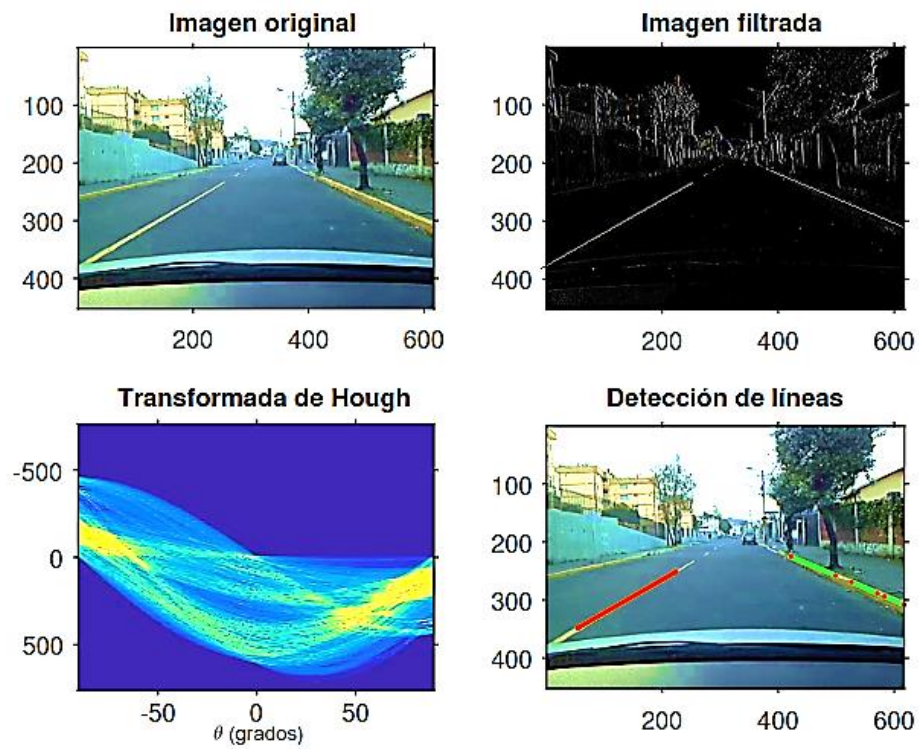


Figura 10. Detección de líneas viales en un ambiente real con líneas viales visibles

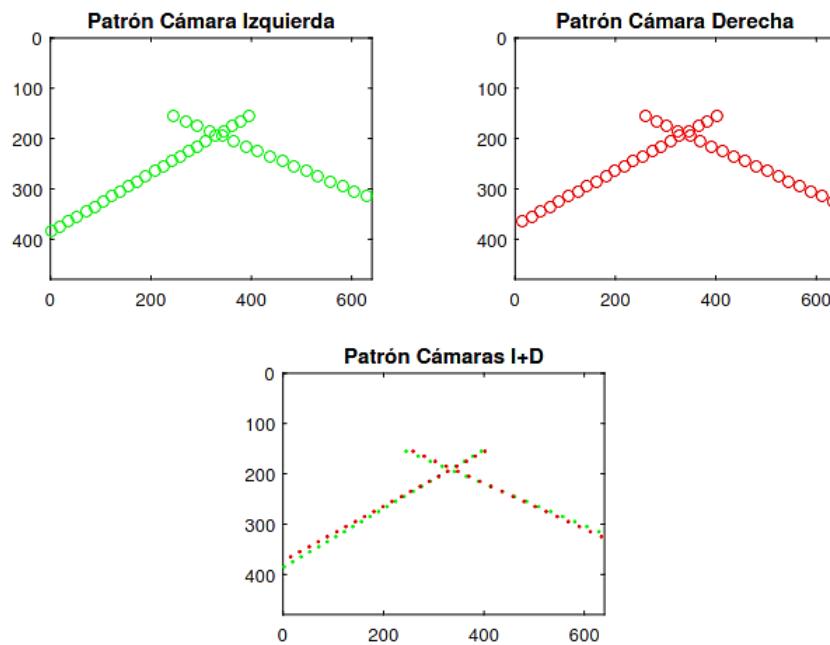


Figura 11. Patrón de calibración generado

- Pruebas realizadas en un ambiente con líneas viales poco visibles o inexistentes

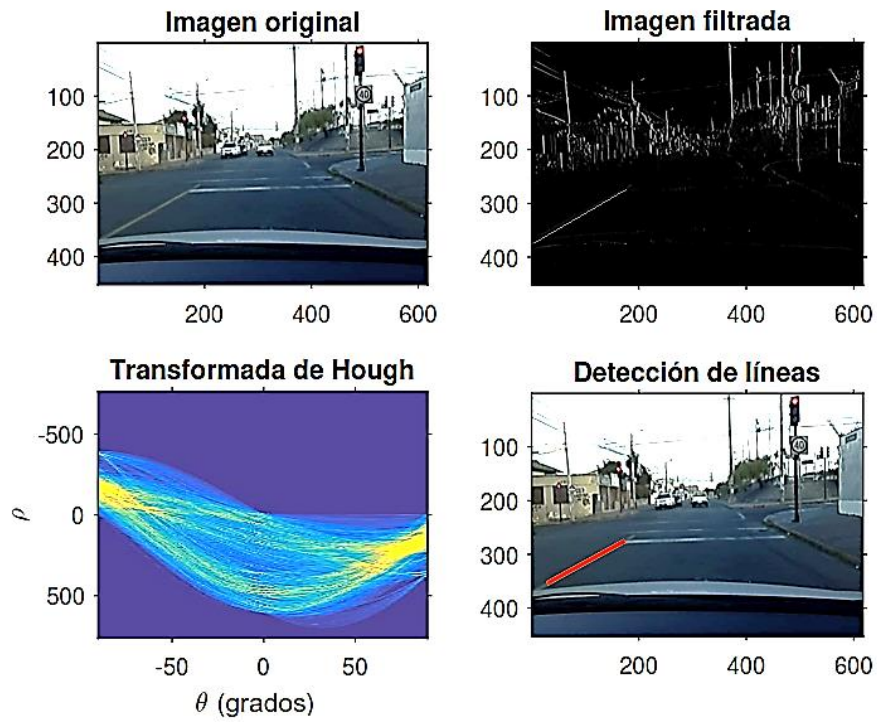


Figura 12. Detección de líneas viales en un ambiente real con líneas viales poco visibles o inexistentes

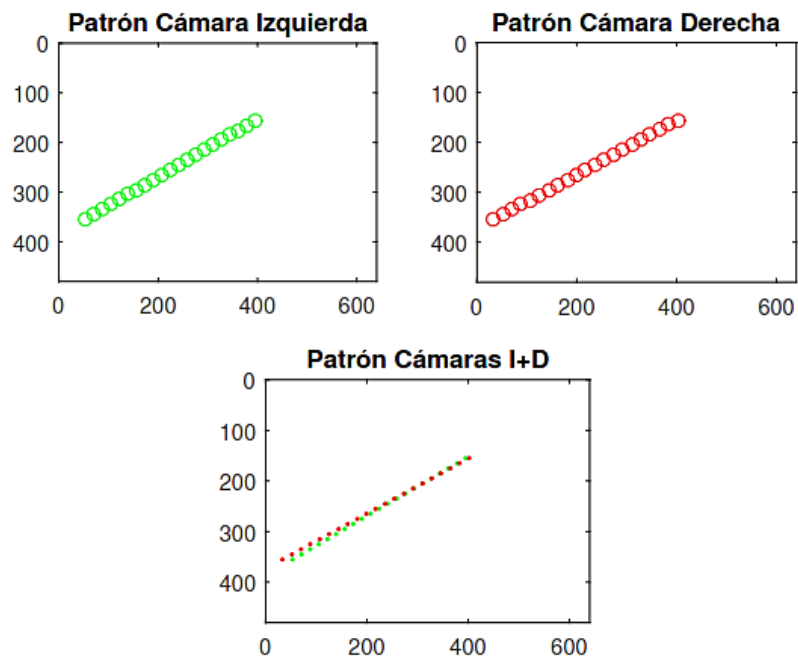


Figura 13. Patrón de calibración generado

De los resultados obtenidos de la etapa de detección de líneas viales mediante la transformada de Hough, podemos observar que en la figura 8 y 9 el algoritmo detecta por completo las líneas en un ambiente de laboratorio, lo mismo ocurre cuando el algoritmo es probado en un ambiente real donde las líneas delimitadoras del carril se encuentran claramente visibles (ver figura 11). Por otro lado, esto no ocurre en un ambiente real donde las líneas no se encuentran visibles sobre el asfalto (Figura 12), escena que no servirá en la etapa posterior del algoritmo, ya que se necesitará evaluar el paralelismo de ambas líneas y con una escena de este tipo, nuestro algoritmo fallará en la estimación de parámetros extrínsecos. Este inconveniente debe ser evitado por el usuario de este sistema.

CAPÍTULO IV

4. OPTIMIZACIÓN DEL MODELO PARA LA ESTIMACIÓN DE LOS PARÁMETROS EXTRÍNSECOS

En este capítulo se describe la tercera etapa del diseño del algoritmo de autocalibración de parámetros extrínsecos del sistema de visión estereoscópica, que consiste en determinar la altura y ángulos de orientación del sistema mediante el algoritmo de optimización ACO.

Un algoritmo ACO (Dorigo, Birattari, & Stutzle, 2006) es un proceso iterativo que genera soluciones a un problema de solución compleja. En este caso, la posición y orientación del sistema estereoscópico viene representado por diferentes hipótesis representadas por cada una de las hormigas que forman parte de la colonia artificial generada, las cuales son evaluadas hasta alcanzar una condición de fin (ver Anexo C). El algoritmo de optimización evaluará entonces las proyecciones del patrón obtenido desde ambas cámaras sobre el plano que forma la carretera:

- Puntos coincidentes
- Líneas paralelas

Para evaluar estas dos condiciones, utilizaremos una función de error con dos términos como componentes (Collado J. M., 2009). La primera función denominada E_1 evaluará la coincidencia de cada punto proyectado sobre el plano de la carretera de la cámara izquierda con la de la cámara derecha, para lo cual se utiliza como error la suma de los cuadrados de las distancias euclídeas entre las proyecciones de cada punto, tal como se indica a continuación:

$$E_1 = \sum \|\vec{x}_{ci} - \vec{x}_{cd}\|^2 \quad (4.0.1)$$

La segunda función E_2 corresponde al término que evaluará el paralelismo entre las líneas viales detectadas en etapas anteriores. Dado el ángulo formado por la línea vial con el eje horizontal θ , el error determinado por el paralelismo entre las líneas vendrá dada por el mínimo entre la diferencia angular de ambas líneas tanto de la cámara izquierda y derecha, tal y como se muestra en la ecuación 4.0.2:

$$E_2 = \min(|\theta_{ci,li} - \theta_{ci,ld}|, |\theta_{cd,li} - \theta_{cd,ld}|) \quad (4.0.2)$$

Para integrar estos dos términos en una sola función que permita evaluar la salud de nuestro algoritmo ACO, equilibraremos el peso de ambos en una función global, la cual, en el caso de estar próxima a la solución real, se utiliza una función inversa para normalizar.

$$\begin{cases} S_1 = \frac{K_1}{E_1 + K_1} \\ S_2 = \frac{K_2}{E_2 + K_2} \end{cases} \quad (4.0.3)$$

Siendo K_1 y K_2 constantes que controlan el perfil de la curva y acotan el valor de cada término en un intervalo de 1 a 0. Finalmente, para expresar la ecuación anterior como una combinación de ambas funciones, restaremos el valor mínimo de ambos al valor máximo de esta función que es 1.

$$Salud = 1 - \min(S_1, S_2) \quad (4.0.4)$$

Por otra parte, dentro del método computacional de optimización del modelo de los parámetros extrínsecos, los parámetros del algoritmo ACO utilizados fueron los siguientes:

Tabla 3

Parámetros del algoritmo ACO para la optimización de los parámetros extrínsecos del sistema de visión estereoscópica

Número de iteraciones	50
Tamaño de la colonia de hormigas	1000
Peso de la feromona heurística	1,50
Peso de la feromona exponencial	0,50
Límites máximos de la población de hormigas	h (500; 1800) mm
	α ($-\pi/4$; $\pi/8$) rad
	β ($-\pi/4$; $\pi/4$) rad
	γ ($-\pi/8$; $\pi/8$) rad

Y los parámetros intrínsecos utilizados para la calibración, se detallan en la tabla a continuación:

Tabla 4

Parámetros intrínsecos del sistema de visión estereoscópica de la cámara izquierda y derecha

Ancho de la imagen	640 pixeles
Alto de la imagen	480 pixeles
Distancia focal	5,30 mm
Distancia <i>baseline</i> (b)	1200,00 mm
Coordenada x del punto principal	320,2604 pixeles
Coordenada y del punto principal	233,6345 pixeles
Dimensiones de la CCD	(4,128 × 3,096) pixeles

CAPÍTULO V

5. RESULTADOS

Este capítulo muestra las pruebas realizadas para medir la efectividad del algoritmo de autocalibración de parámetros extrínsecos. Primero se presentan los resultados del algoritmo puesto en marcha sobre diferentes ambientes; primero un ambiente de laboratorio, luego sobre un ambiente real. Posteriormente se muestra una comparación con los resultados del algoritmo propuesto en (Collado J. M., 2009).

5.1. Resultados del modelo de autocalibración de parámetros extrínsecos

5.1.1. Con imágenes en ambiente de laboratorio

Inicialmente, se realizaron pruebas de funcionamiento del algoritmo en un ambiente de laboratorio, colocando dos líneas claras sobre un fondo oscuro, como se muestra en la figura 14.



Figura 14. Imágenes tomadas en el ambiente de laboratorio utilizado

La figura 15 muestra las diferentes variaciones de posición que se realizaron sobre el sistema de visión estereoscópica, para validar el modelo de autocalibración propuesto.

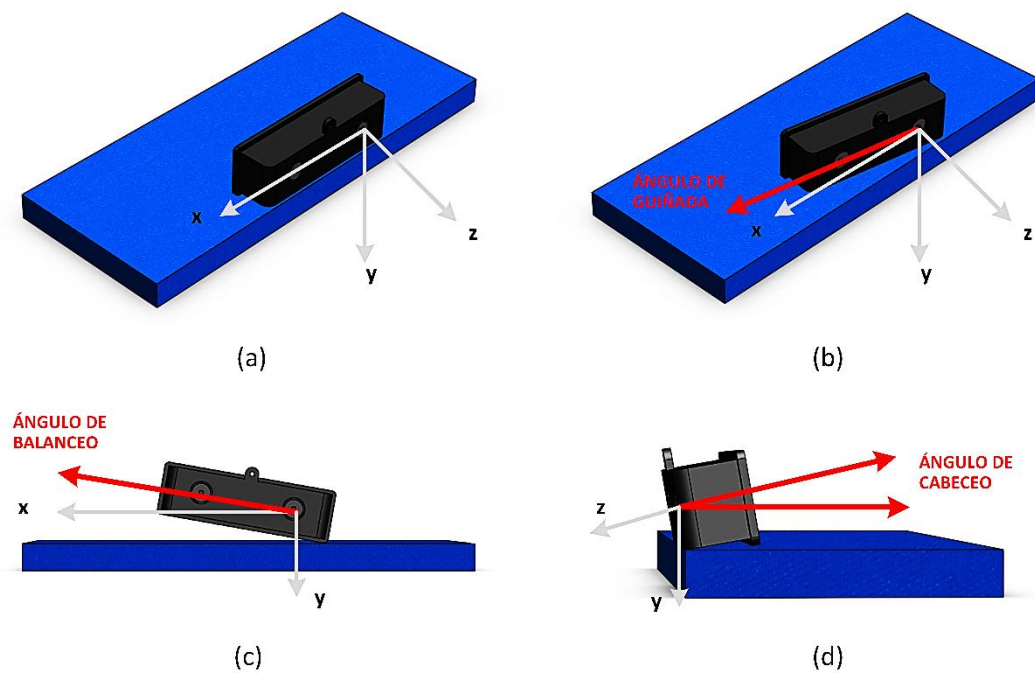


Figura 15. Medición de parámetros en ambiente de laboratorio

La tabla 5,6,7 y 8 muestra los resultados obtenidos dadas las diferentes variaciones del sistema según la Figura 15(a), (b), (c) y (d) respectivamente, así como la varianza y el error porcentual de los parámetros estimados comparados con los parámetros reales. La figura 16 muestra la proyección del patrón de calibración sobre el plano xz usando los parámetros extrínsecos estimados por el algoritmo, además de un gráfico de la evolución del algoritmo ACO con respecto al número de iteraciones efectuadas.

Tabla 5

Resultados del algoritmo a una altura de 760,00 mm en ambiente de laboratorio

Parámetro	Altura	Distancia entre líneas	Cabeceo		Guiñada		Balanceo	
	[mm]	[mm]	[rad]	[°]	[rad]	[°]	[rad]	[°]
Real	760,00	2800,00	0,01745	0,9999	-0,01745	-0,9999	0,01745	0,9999
Calculado	738,788	2560,00	0,01641	0,94028	-0,02752	1,57712	0,02160	1,23808
Varianza	21,212	240,00	0,00104	0,05962	0,01001	0,05772	-0,00416	-0,23819
Error	2,8%	8,6%	6,0%	6,0%	57,7%	57,7%	-23,8%	-23,8%

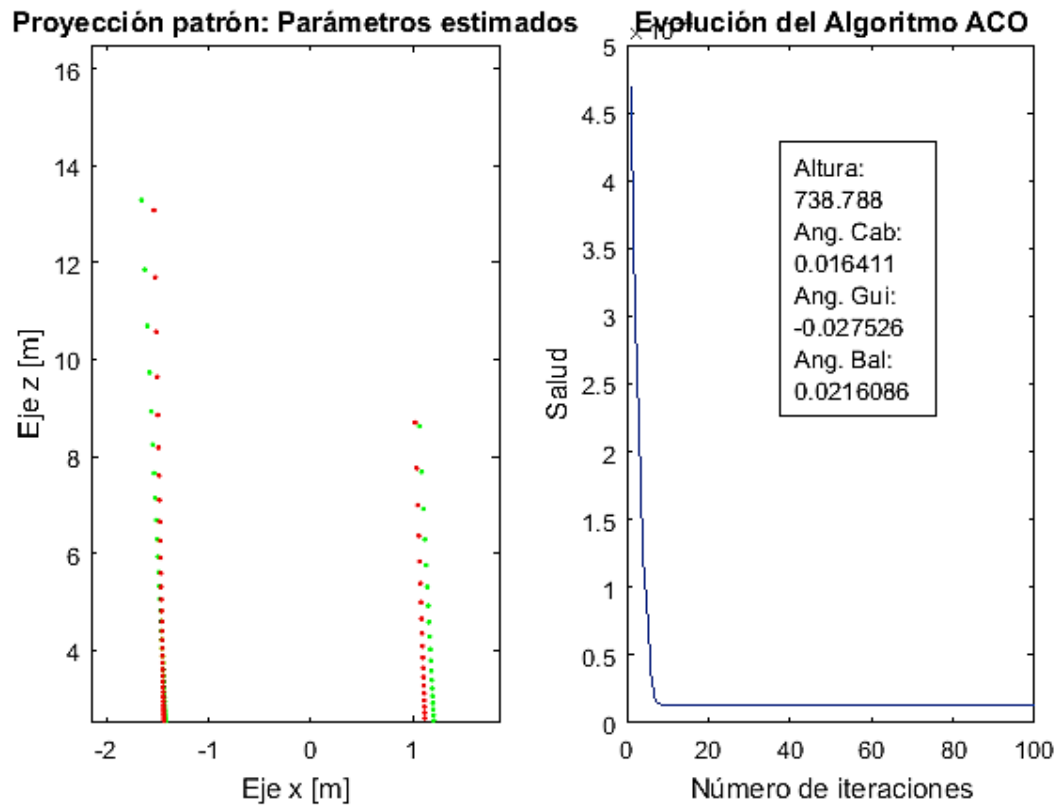


Figura 16. Resultados del algoritmo ACO a una altura de 760,00 mm en ambiente de laboratorio

Tabla 6

Resultados del algoritmo en ambiente de laboratorio con variación en el ángulo de guiñada

Parámetro	Altura	Distancia entre líneas	Cabeceo		Guiñada		Balanceo	
	[mm]	[mm]	[rad]	[°]	[rad]	[°]	[rad]	[°]
Real	760,00	2800,00	0,01745	0,9999	0,0872	5,0000	0,01745	0,9999
Calculado	738,898	2561,00	0,01599	0,91662	0,07470	4,27999	0,02131	1,22097
Varianza	21,102	239,00	0,00145	0,08328	0,01250	0,72000	-0,00386	-0,22107
Error	2,8%	8,5%	8,3%	8,3%	14,3%	14,4%	-22,1%	-22,1%

Tabla 7

Resultados del algoritmo en ambiente de laboratorio con variación en el ángulo de balanceo

Parámetro	Altura	Distancia entre líneas	Cabeceo		Guiñada		Balanceo	
	[mm]	[mm]	[rad]	[°]	[rad]	[°]	[rad]	[°]
Real	760,00	2800,00	0,01745	0,9999	0,01745	0,9999	0,03491	2,0000
Calculado	745,258	2560,00	0,01850	1,05997	0,01364	0,78151	0,02022	1,15852
Varianza	14,742	240,00	-0,00105	-0,06007	0,00381	0,21838	0,01469	0,84148
Error	1,9%	8,6%	-6,0%	-6,0%	21,8%	21,8%	42,1%	42,1%

Tabla 8

Resultados del algoritmo en ambiente de laboratorio con variación en el ángulo de cabeceo

Parámetro	Altura	Distancia entre líneas	Cabeceo		Guiñada		Balanceo	
	[mm]	[mm]	[rad]	[°]	[rad]	[°]	[rad]	[°]
Real	760,00	2800,00	0,03491	2,0000	0,01745	0,9999	0,01745	0,9999
Calculado	744,540	2562,00	0,02826	1,61918	0,02121	1,21524	0,02133	1,22211
Varianza	15,460	238,00	0,00665	0,03882	-0,00376	-0,21534	-0,00388	-0,22224
Error	2,0%	8,5%	19,0%	19,0%	-21,5%	-21,5%	-22,2%	-22,2%

5.1.2. Con imágenes en ambientes reales

Se realizaron pruebas de funcionamiento del algoritmo en un ambiente real de carretera, es importante tener en cuenta que, para esta prueba, es necesario contar con marcas viales claramente visibles y marcadas como se muestra en la figura 17.

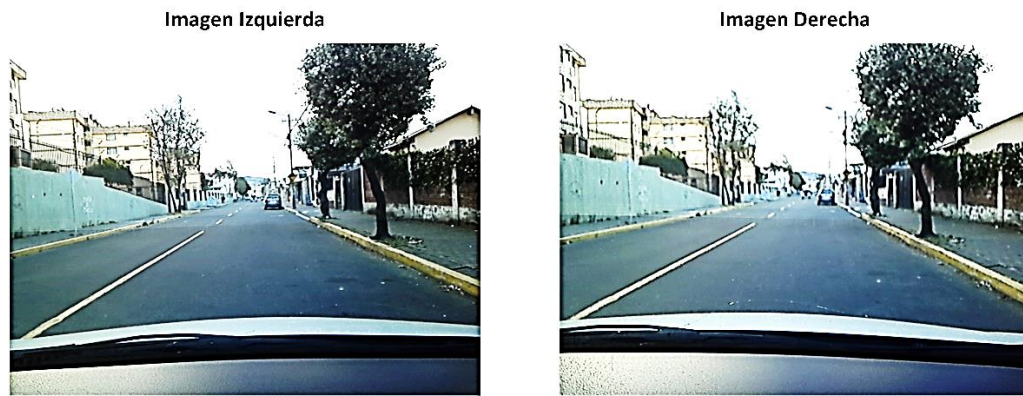


Figura 17. Imágenes capturadas en un ambiente real de carretera

Tabla 9

Resultados del algoritmo a una altura de 1250,00 mm en ambiente de laboratorio

Parámetro	Altura	Distancia entre líneas	Cabeceo		Guiñada		Balanceo	
	[mm]	[mm]	[rad]	[°]	[rad]	[°]	[rad]	[°]
Real	1250,00	3000,00	0,13962	8,00	0,0349	2,00	-0,0349	-2,00
Calculado	1132,52	2751,00	0,13901	7,9646	0,0213	1,223	-0,02795	-1,6014
Varianza	117,48	249,00	0,00061	0,0354	0,00136	0,777	0,00695	0,3986
Error	9,3%	8,3%	0,4%	0,4%	39,0%	39,0%	20,0%	19,9%

5.1.3. Con algoritmo genético

Una vez concluidas las pruebas sobre carretera, el algoritmo fue comparado con los resultados expuestos en (Collado J. M., 2009), el cual fue desarrollado a través de un algoritmo genético (AG).

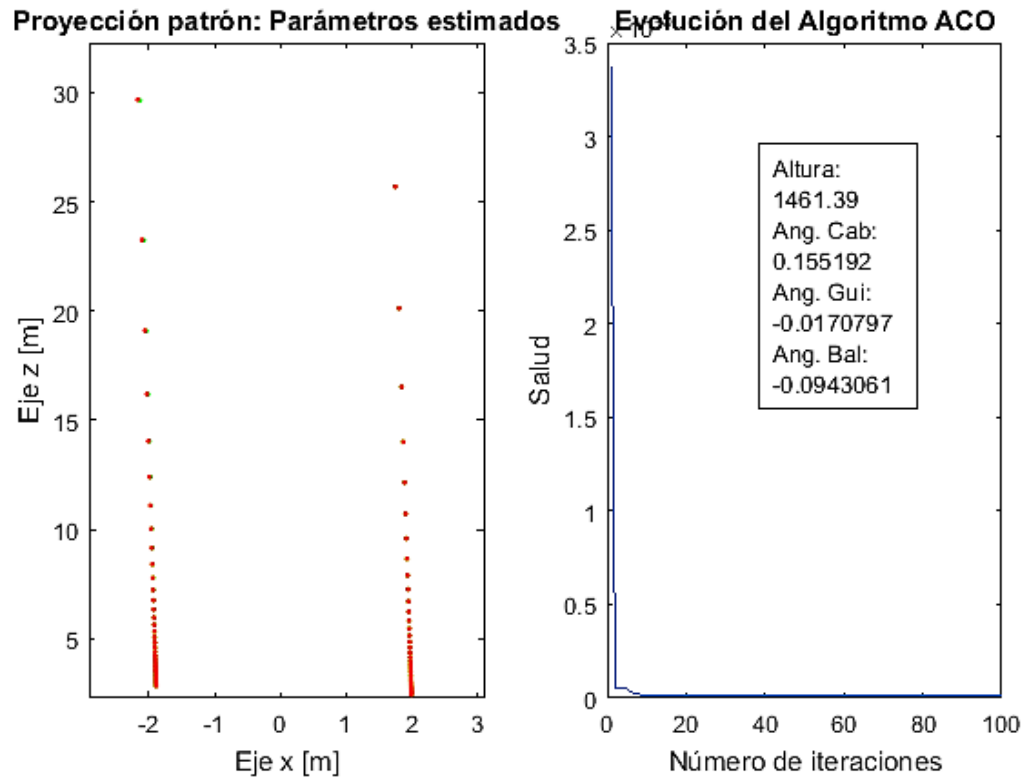


Figura 18. Resultados del algoritmo de autocalibración para el patrón de calibración propuesto en (Collado J. M., 2009)

Tabla 10

Resultados del algoritmo ACO comparado con resultados de algoritmo AG propuesto en (Collado J. M., 2009)

Parámetro	Altura	Cabeceo		Guiñada		Balanceo	
	[mm]	[rad]	[°]	[rad]	[°]	[rad]	[°]
Real	1500,00	0,1700	9,74	No hay datos	No hay datos	-0,0900	-5,15
Calculado AG	1458,0	0,1691	9,69	-	-	-0,0933	-5,35
Calculado ACO	1461,39	0,1551	8,8866	-0,01707	-0,0978	-0,09431	-5,4035
Error relativo AG	2,8%	0,5%	0,5%	-	-	-3,3%	-3,8%
Error relativo ACO	2,6%	8,8%	8,8%	-	-	-4,8%	-4,9%

CAPÍTULO VI

6. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

6.1. Conclusiones

- En este trabajo se desarrolló un algoritmo para la autocalibración de parámetros extrínsecos de un sistema de visión estereoscópica. El proceso de detección de marcas viales o líneas de carretera presentes en la escena capturada desde el sistema permitió generar un patrón de calibración para que, mediante transformaciones lineales, se logre determinar puntos correspondientes a la imagen en la escena tridimensional. Una etapa final que involucra el uso de un algoritmo heurístico de optimización ACO, permite al sistema estimar la altura y ángulos de cabeceo, guiñada y balanceo.
- Las pruebas para medir la efectividad y eficacia del algoritmo bajo condiciones reales muestran un error del 9%.
- La comparación realizada del algoritmo contra el propuesto en (Collado J. M., 2009), denota una mejora gracias a la inclusión de la estimación del ángulo de guiñada, además de una mejor estimación de la variable altura con una diferencia del error porcentual calculado del 0,2%.

6.2. Recomendaciones

- Este trabajo funciona bajo la hipótesis de mundo plano, en aplicaciones reales destinadas a vehículos autónomos esta hipótesis no es válida, por tanto, se necesita la autocalibración activa y en tiempo real de los parámetros extrínsecos.
- El algoritmo propuesto requiere contar con una infraestructura vial en buen estado para su correcta estimación de parámetros extrínsecos, por lo que se recomienda evitar escenas viales donde las marcas estén deterioradas o sean inexistentes para reducir fallas del sistema.

6.3. Trabajos futuros

El desarrollo del presente trabajo de investigación ha logrado concretar una primera versión del algoritmo de autocalibración de parámetros extrínsecos de un sistema de visión estereoscópica, la cual además de dar luces sobre el tema, también abre un nuevo campo de trabajo al interior del Departamento de Eléctrica y Electrónica de la Universidad de las Fuerzas Armadas - ESPE, por tal motivo se propone la futura investigación de:

- Realizar la implementación del algoritmo de autocalibración en un sistema en tiempo real.
- Considerar el desarrollo de un algoritmo que funcione bajo hipótesis de mundo no plano, permitiendo la creación un sistema de autocalibración activo.
- Considerar el cambio progresivo de los diferentes tipos de marcas viales detectadas.

ANEXO A

A. CALIBRACIÓN DE PARÁMETROS INTRÍNSECOS

El proceso de calibración consiste en hallar y resolver un modelo matemático para encontrar un conjunto de valores que contienen la información tridimensional a partir de imágenes. Para la calibración intrínseca de este sistema se utilizó el *toolbox* de Visión del Instituto Tecnológico de California (CALTECH) (Bouguet, 2006) desarrollado para la plataforma MATLAB, siguiendo los pasos que se describen a continuación, calibrando primero cada cámara (derecha e izquierda) de manera independiente, para posteriormente realizar la calibración del sistema estéreo como uno solo.

A.1. Proceso de calibración de parámetros intrínsecos

A.1.1. Calibración de cámaras izquierda y derecha



Figura 19. Interfaz gráfica para la calibración de cámaras

Como primer paso, se debe cargar las imágenes que permitirán al algoritmo determinar los parámetros intrínsecos. Estas imágenes son capturadas desde ambas cámaras colocando el patrón de calibración en una posición diferente. Para leer estas imágenes, escogemos la opción **Image names**, con la cual se ingresa el nombre base de las imágenes y el tipo de extensión que poseen.

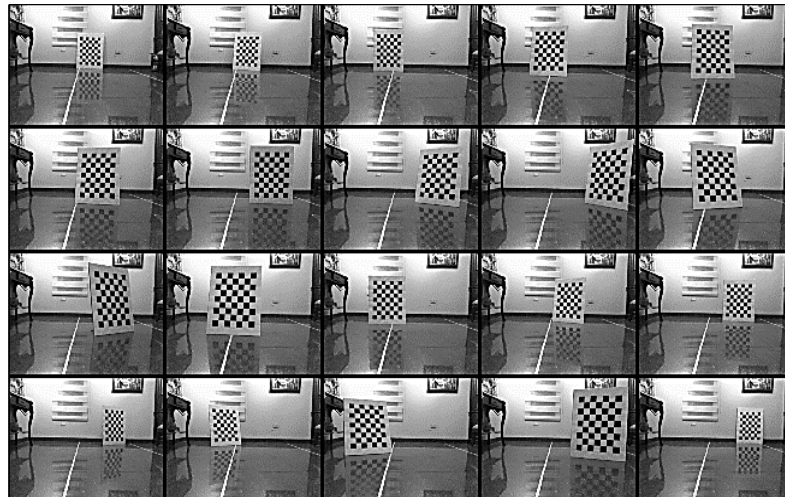


Figura 20. Carga de imágenes de la cámara izquierda

Posteriormente, con la extracción del patrón de calibración, que en este caso se refiere al tablero de ajedrez, el cual tiene una cuadrícula de 7x10 con medidas de 70mm. Se utiliza la opción **Extract grid corners** para realizar manualmente la extracción de las cuatro esquinas del patrón de calibración, como se muestra en la figura a continuación:

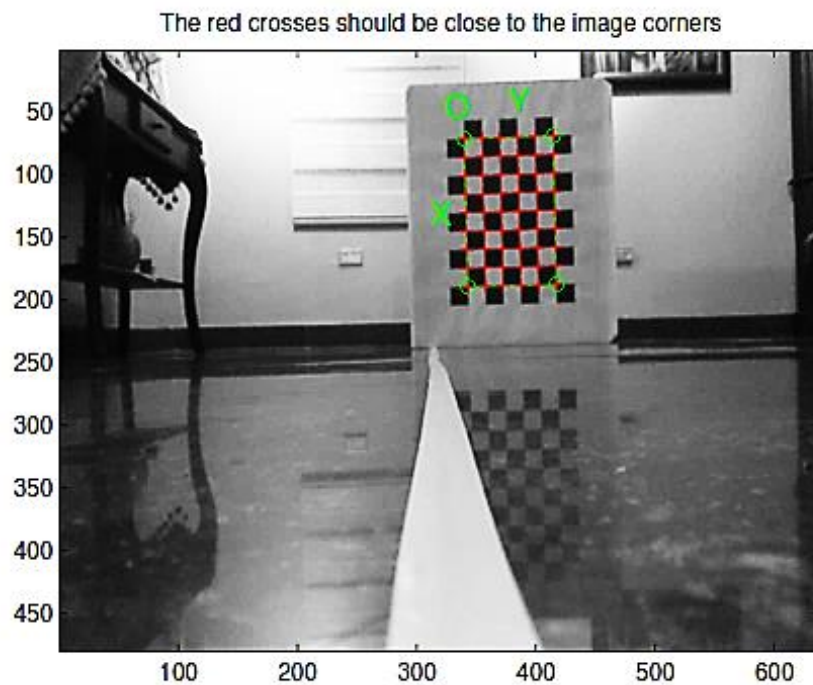


Figura 21. Proceso de extracción del patrón de calibración

Después de la extracción del patrón, se selecciona la opción **Calibration** para iniciar la calibración. Este proceso se realiza en dos pasos, el primero es la inicialización y el segundo es la optimización no lineal. La etapa de inicialización calcula una solución de parámetros de calibración sin la inclusión de distorsión focal. A continuación, la etapa de optimización minimiza el error total de reproyección sobre todos los parámetros de calibración intrínsecos. La optimización es realizada mediante un cálculo explícito (de forma cerrada) de la matriz Jacobiana. Los resultados obtenidos se muestran en la siguiente tabla:

Tabla 11

Parámetros intrínsecos de la cámara izquierda

Parámetro Intrínseco	Valor
Distancia focal	[594.73352,595.55799] +/- [6.70135,6.48873]
Punto principal	[319.32394,234.42191] +/- [4.31531,5.77862]
Skew	[0.00000] +/- [0.00000,]
Distorsión	[0.12974,-0.35421,-0.000217,0.00233,0.00000]
Error de pixel	[0.09213,0.0931]

Para ver las reproyecciones de las cuadrículas sobre las imágenes originales escogemos la opción **Reproject on images**. Estas reproyecciones son calculadas en base a los parámetros de calibración actuales.

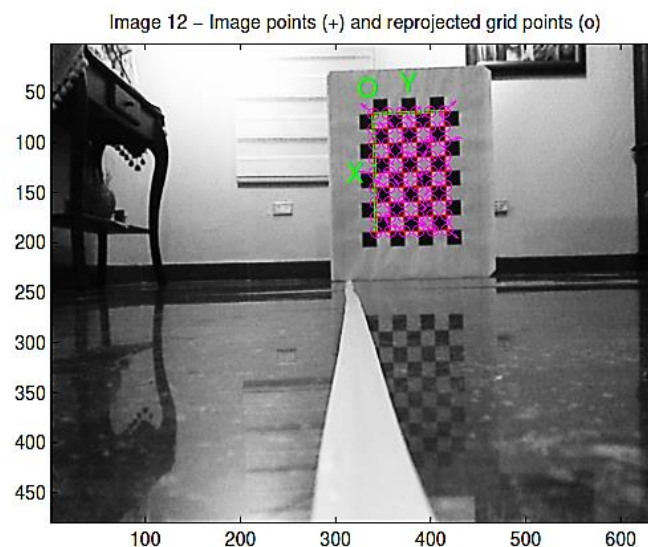


Figura 22. Reproyección de puntos detectados

Para obtener una vista relativa de la posición del tablero de ajedrez utilizado con respecto a nuestro sistema de visión, basta con hacer clic en **Show Extrinsic**, donde obtendremos los parámetros extrínsecos de la cámara que estamos calibrando.

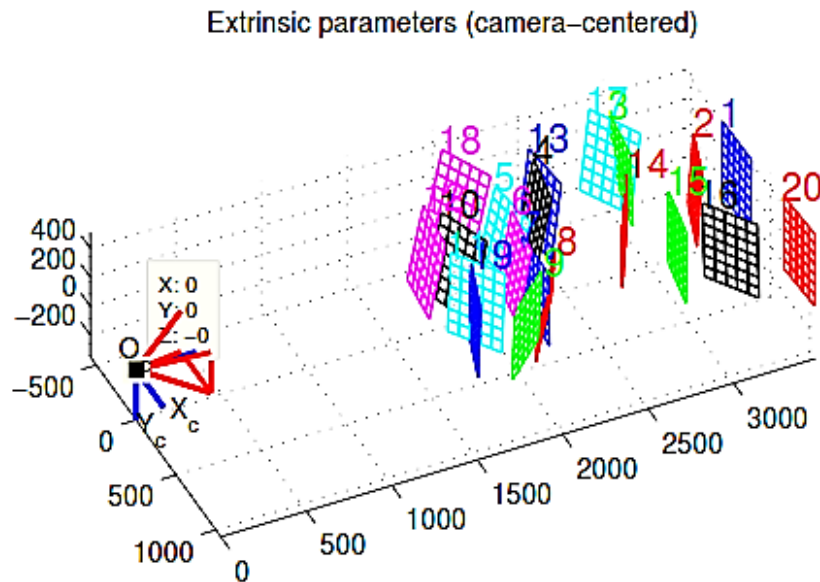


Figura 23. Vista 3D de parámetros extrínsecos determinados por el algoritmo

Para optimizar el proceso de calibración que se ha realizado hasta este punto, es posible corregir la extracción del patrón de calibración de manera automática, para lo cual se debe elegir la opción **Recomp. corners**.

En este punto, lo que resta es ejecutar nuevamente la opción de calibración en el menú principal, para lo cual se obtiene los nuevos parámetros después de la última optimización. Es importante resaltar que el error de pixel disminuye después de realizar este paso, comprobando así una mejora en el proceso de calibración.

Tabla 12*Parámetros intrínsecos de la cámara izquierda después del proceso de rectificación*

Parámetro Intrínseco	Valor
Distancia focal	[594.75944,595.58677] +/- [6.69820,6.48576]
Punto principal	[319.32855,234.40483] +/- [4.31357,5.77539]
Skew	[0.00000] +/- [0.00000,]
Distorsión	[0.12984,-0.35449,-0.00218,0.00218,0.00000]
Error de pixel	[0.0908,0.09526]

El proceso se repite para la cámara derecha, siguiendo los mismos pasos anteriormente descritos. Los resultados para esta cámara son los siguientes:

Tabla 13*Parámetros intrínsecos de la cámara derecha después del proceso de rectificación*

Parámetro Intrínseco	Valor
Distancia focal	[600.71080,600.97742] +/- [7.75962,7.51931]
Punto principal	[320.48899,233.71319] +/- [4.80824,7.10623]
Skew	[0.00000] +/- [0.00000,]
Distorsión	[0.11288,-0.33727,-0.00055,0.00523,0.00000]
Error de pixel	[0.10718,0.10615]

A.1.2. Calibración del sistema de visión estereoscópica

Para calibrar el sistema estéreo, se ejecuta el comando **stereo_gui** en la ventana de comandos de MATLAB.



Figura 24. Interfaz gráfica para la calibración estereoscópica

Para continuar con el proceso, es importante cargar en el programa los archivos que contienen las matrices de calibración de la cámara izquierda y derecha. El sistema detectará automáticamente dichos archivos nombrados **Calib_Results_left.mat** y **Calib_Results_right.mat** respectivamente para la cámara izquierda y derecha.

Tabla 14

Parámetros intrínsecos del sistema estereoscópico

Parámetro Intrínseco	Valor
Distancia focal	[600.71456,600.98088] +/- [7.75137,7.51149]
Punto principal	[320.49662,233.68992] +/- [4.80385,7.09831]
Skew	[0.00000] +/- [0.00000,]
Distorsión	[0.11288,-0.33727,-0.00057,0.00524,0.00000]
Error de pixel	[0.10711,0.10601]

El proceso de calibración estereoscópica se ejecuta seleccionando la opción **Run stereo calibration** en la interfaz principal.

Tabla 15

Resultados de la calibración de parámetros intrínsecos del sistema

Parámetros intrínsecos cámara derecha	
Parámetro	Valor
Distancia focal	[601.75520,601.75424] +/- [4.89710,4.78125]
Punto principal	[318.08413,233.93230] +/- [3.56462,4.16602]
Skew	[0.00000] +/- [0.00000,]
Distorsión	[0.10166,-0.29505,-0.00033,0.00418,0.00000]

➤ Continúa

Parámetros intrínsecos cámara izquierda	
Parámetro	Valor
Distancia focal	[596.63695,597.45654],+/- [4.89824,4.79122]
Punto principal	[322.43690,233.33674],+/- [3.52047,4.05027]
Skew	[0.00000],+/- [0.00000,]
Distorsión	[0.13840,-0.38003,-0.00233,0.00319,0.00000]
Parámetros extrínsecos sistema estéreo	
Parámetro	Valor
Vector de rotación	[0.01140,0.01321,0.03644]
Vector de traslación	[-118.34045,-2.63959,0.46286]

Los parámetros intrínsecos y extrínsecos son recalculados para minimizar los errores de reproyección en ambas cámaras, lo que se ve reflejado en la disminución del valor de incertidumbre de cada parámetro después de la calibración estéreo.

Para mostrar la configuración espacial del sistema de visión, ejecutamos la opción **Show Extrinsic of stereo rig** en la interfaz.

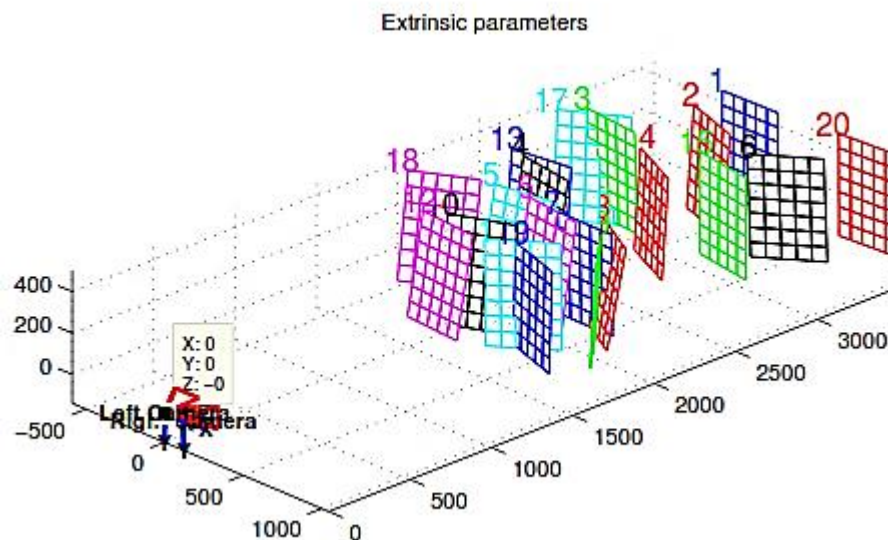


Figura 25. Vista 3D de los parámetros extrínsecos del sistema de visión estéreo

Finalmente, es posible rectificar las imágenes usadas para la calibración con la opción **Rectify the calibration images**. Todas las imágenes se rectifican estereoscópicamente emparejando las líneas epipolares con las líneas horizontales escaneadas. A continuación, se crea automáticamente la matriz de calibración que contiene los datos rectificados y además se generan nuevas imágenes como la que se muestra en la figura 26.

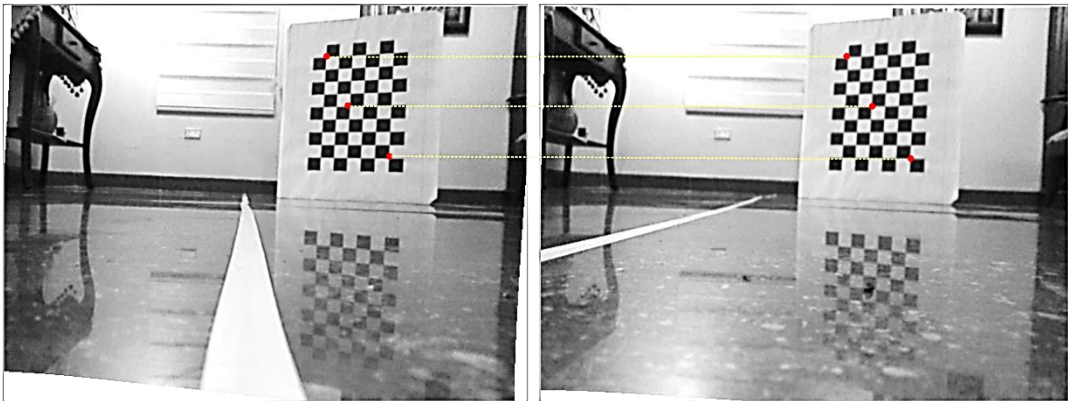


Figura 26. Imágenes rectificadas

ANEXO B

B. SISTEMAS DE VISIÓN ESTEREOSCÓPICA

B.1. Modelo Pin-hole y visión 3D

Pin-hole es el método más usado para modelar la formación de imágenes de una cámara. Siendo un modelo simple, es considerado como base principal para otros modelos existentes. Tiene ventajas como que las ecuaciones no son demasiado complejas si las comparamos con el modelo físico de la cámara, ya que representa una cámara ideal libre de distorsiones y además proporciona una precisión suficiente para que este modelo sea usado como solución a temáticas de robótica (Barranco, Martínez, & Gómez, 2016).

El modelo Pin-Hole considera una cámara como una caja con un orificio pequeño en un plano, el cual deja atravesar rayos de luz provenientes de alguna fuente fuera de la caja, como se muestra en la figura 27.

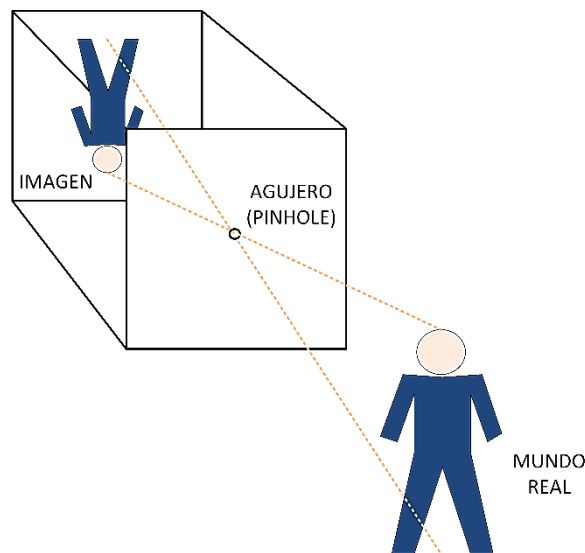


Figura 27. Principio del modelo de cámara Pin-hole invierte la imagen de los objetos en el interior del sistema

El modelo matemático del modelado de cámaras Pin-hole está basado en el esquema de la figura 28, donde el sistema de referencia mantiene fijo su origen en el

orificio (*pinhole*) en el punto C. El sistema de referencia de la cámara se sitúa en el centro de la proyección, coincidiendo el eje z de dicho sistema con el eje óptico, también llamado eje axial. El plano imagen con coordenadas (u, v), se encuentra situado a una distancia igual a la longitud focal f del objetivo. La intersección del eje óptico con el plano imagen se denomina punto principal y tiene coordenadas (u_0, v_0) . El centro de proyección C de la cámara se supone constante, pero es a priori desconocido. El plano imagen generalmente se ubica por delante del centro de proyección C para tener una imagen sin inversión.

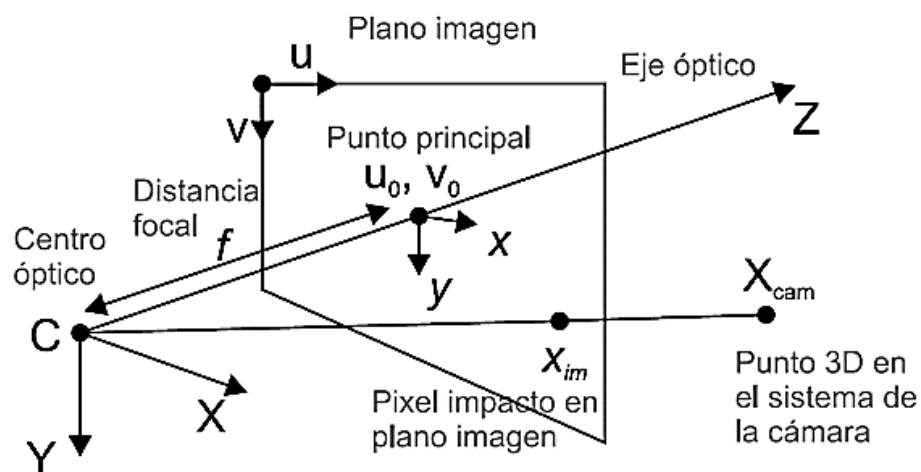


Figura 28. Modelo Pin-hole, que relaciona las coordenadas 3D y su proyección en la cámara

Fuente: (Mejía, Mejía, Vargas, & Amaya, 2010)

Este modelo utiliza proyecciones en perspectiva, debido a que el punto del objeto proyectado en el plano, solo con un escalamiento depende directamente de la distancia focal y de la distancia entre el objeto y el plano del *pinhole*. Consideremos entonces el punto P de coordenadas (x, y, z) y su proyección $P' = (x', y', z')$, también que los rayos de luz PO y OP' son colineales.

$$\begin{cases} x' = sx \\ y' = sy \\ z' = sz \end{cases} \quad (\text{B.1.1})$$

$$s = \frac{x'}{x} = \frac{y'}{y} = \frac{f'}{f} \quad (\text{B.1.2})$$

$$\begin{cases} x' = \frac{f'x}{z} \\ y' = \frac{f'y}{z} \end{cases} \quad (\text{B.1.3})$$

La transformación lineal que modela correspondencias entre un sistema de coordenadas del espacio y el mismo punto en la imagen, se puede modelar con una transformación de 2D a 3D, la cual fue propuesta en (Faugeras O. , 1993) y se muestra en la ecuación siguiente, donde punto en coordenadas homogéneas \tilde{M} representa un punto 3D del objeto en el espacio y este es proyectado en el punto \tilde{m} de la imagen.

$$s\tilde{m} = A[Rt]\tilde{M} \quad (\text{B.1.4})$$

Donde:

$$\tilde{M} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix}: \text{ Es un punto 3D del objeto en coordenadas homogéneas}$$

$$\tilde{m} = \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix}: \text{ Es el mismo punto 2D anterior del objeto en coordenadas homogéneas}$$

$$\tilde{m} = \begin{bmatrix} f_x & c & u_0 \\ 0 & f_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}: \text{ Matriz de parámetros intrínsecos de la cámara}$$

s : Escalar definido por la ecuación B.1.2.

$[Rt]$: Matriz de parámetros extrínsecos de la cámara

B.2. Sistemas de visión estereoscópica

Un aspecto importante de los sistemas de visión estereoscópica es que las cámaras están desplazadas cierta distancia, similar a lo que ocurre con los ojos. El trabajo que realiza la computadora es asemejar, mediante algoritmos, píxeles en las dos imágenes que se corresponden con el mismo objeto físico en la escena 3D. La distancia que separa estos píxeles es conocida como disparidad. La disparidad es utilizada para

obtener la distancia a la que se sitúa físicamente ese objeto en la escena con respecto al sistema de visión estereoscópica.

Entre los primeros acercamientos a la reconstrucción de escenas 3D desde la información obtenida de dos imágenes tenemos a (Longuet-Higgins, 1981), donde se presenta un algoritmo para determinar la estructura tridimensional de una escena conociendo la relación entre proyecciones. Estudios posteriores (Spetsakis & Aloimonos, 1990) y (Azarbayejani & Pentland, 1995) muestran enfoques teóricos para el cálculo del movimiento tridimensional y la estructura a partir de imágenes dinámicas haciendo uso únicamente de correspondencias de líneas en tres vistas basadas en ecuaciones no lineales y métodos iterativos.

Luego, otras investigaciones en temas de visión por computadora desarrollaron trabajos como (Faugeras O. D., 1992) y (Hartley, 1992) donde se analizan imágenes no calibradas utilizando un conjunto de píxeles de correspondencias entre dos retinas, información que se supone obtenida mediante alguna técnica de correlación, lo cual permite llegar a una transformación proyectiva, pero tiene la desventaja de que no existe una medida significativa de distancias y ángulos en el espacio proyectivo sesgado, por lo que resulta indispensable una calibración de parámetros para transformar una reconstrucción proyectiva en una reconstrucción métrica, tema que será abordado en el apartado siguiente.

B.3. Algoritmos para detección de líneas viales

Dentro del procesamiento digital de imágenes de alto nivel se encuentra la segmentación de imágenes, la cual tiene como objetivo principal definir o encontrar estructuras o subestructuras que corresponden a la imagen de un objeto de particular interés. Este proceso resulta útil en aplicaciones que requieren interpretar una imagen estableciendo relación con los objetos que conforman la escena capturada, siendo la segmentación un proceso vital para posteriores etapas de análisis de la imagen (Chacón, Sandoval, & Vega, 2015).

Los métodos de segmentación en procesamiento de imágenes pueden distinguirse en dos grupos:

- **Segmentación por determinación de bordes de objetos, uso de discontinuidades para delimitar objetos de interés.** Entre este tipo de métodos encontramos el método de Canny, la Transformada de Hough, técnicas basadas en grafos entre otras.
- **Segmentación por regiones generando agrupamientos que formen objetos de interés.** En este grupo podemos mencionar el método de umbralización de niveles de gris o la segmentación basada en movimiento.

B.3.1. Transformada de Hough

La técnica para detección de líneas mediante la Transformada de Hough ideado por Paul Hough constituye un método de segmentación de imágenes por determinación de bordes, la cual permite localizar formas paramétricas tales como círculos o líneas a partir de una distribución de puntos presentes en una imagen. Para entender cómo funciona, consideremos a un pixel de coordenadas (x_i, y_i) y una línea en un espacio bidimensional representada por la ecuación:

$$y = kx + b \quad (\text{B.3.5})$$

donde k representa la pendiente y b el punto de intersección de la línea con el eje.

La transformada de Hough resuelve el problema de detección de líneas produciendo todas las posibles líneas que pasan por un pixel que forma parte del borde de una imagen. La ecuación que representa esta condición es la siguiente:

$$L_h: y_i = kx_i + b \quad (\text{B.3.6})$$

Donde los valores de k y b varían según las posibles líneas que tienen en común el punto (x_i, y_i) , valores que forman el espacio de parámetros o espacio de Hough. Sin

embargo, este mapeo de posibles soluciones para la detección de líneas presenta el problema de que el valor de la pendiente e intersección tienden a un número infinito con forma a la verticalidad de la línea, por lo que se recurre a un cambio de modelo paramétrico según la ecuación B.3.7 la cual no representa ninguna singularidad y además permite una cuantificación lineal de los parámetros r y θ .

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (\text{B.3.7})$$

Esta representación permite generar sinusoides dados los puntos (x_i, y_i) , en donde $\rho - \theta$ corresponden a la distancia perpendicular al origen del punto y al ángulo formado por la perpendicular respectivamente como se indica en la figura 29.

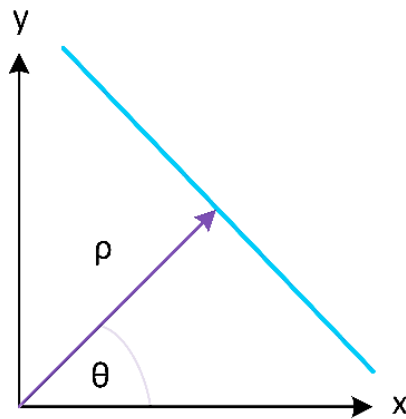


Figura 29. Parametrización de Hough

De esta manera, se detectará la existencia de una línea en el espacio $\rho - \theta$ considerando un espacio de parámetros en el cual cada punto de cada sinusoidal genera un voto al elemento. Una vez finalizado el análisis de la transformada de Hough, se elige al elemento más votado considerado la línea más sobresaliente.

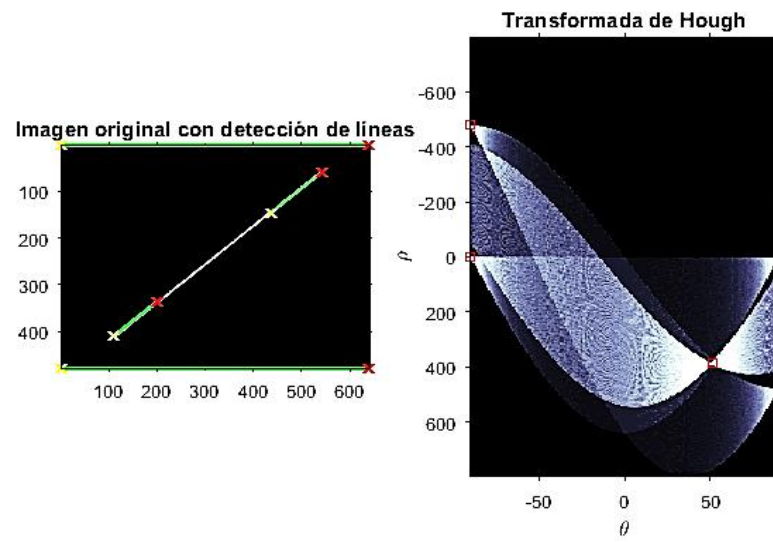


Figura 30. Aplicación de la Transformada de Hough

ANEXO C

C. ALGORITMOS HEURÍSTICOS DE OPTIMIZACIÓN

La optimización por Colonia de Hormigas (ACO por sus siglas en inglés *Ant Colony Optimization*) es una metaheurística en la que se simula una colonia de hormigas las cuales cooperan para encontrar la mejor solución a problemas de optimización discreta.

Los algoritmos ACO básicamente pretenden simular el comportamiento que tienen las hormigas como una organización social perfectamente estructurada. Para entender el funcionamiento de este algoritmo, se analiza el comportamiento de recolección de alimentos de un grupo de hormigas. Dado que estos insectos no tienen visión desarrollada o la capacidad de comunicarse entre sí, una comunicación indirecta por medio del ambiente se lleva a cabo mediante el rastreo de feromonas que marcan las mejores rutas a seguir por los integrantes de la colonia a la fuente de comida gracias a su interacción cooperativa. Cuanta mayor concentración de feromonas existe en una ruta, mayor es la probabilidad de que otras hormigas la sigan.

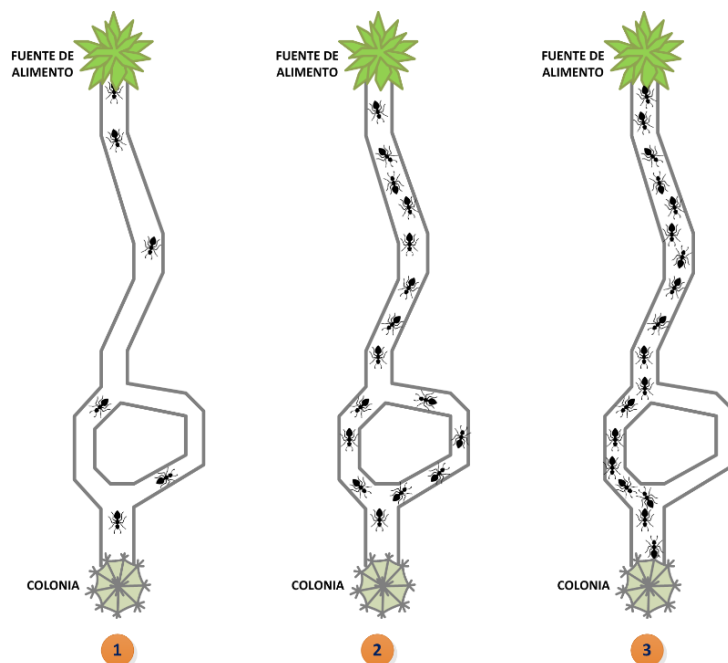


Figura 31. Comportamiento natural de las hormigas

Esta metaheurística tiene como principales iniciadores a Dorigo y DiCaro (Dorigo, Maniezzo, & Colorni, 1996), y se ha conseguido aplicar a variadas problemáticas, ya que son procedimientos de construcción estocástica que de manera iterativa construyen una solución.

Los principales componentes de un algoritmo de Colonia de Hormigas son los siguientes:

- **Construcción de solución:** Para construir una solución al problema de optimización, ACO maneja la aplicación de una política de decisión local estocástica rastreando información heurística y la cantidad de feromonas depositadas. Una vez que una hormiga haya construido la solución, la evalúa para que, en la etapa de actualización de feromonas, se decida cuanta cantidad de feromonas depositar.
- **Actualización de feromonas:** Esta fase permite modificar la cantidad de feromonas depositadas en un camino o ruta, la cual varía conforme una hormiga deposite mayor cantidad o disminuya mediante un factor de evaporación. El que una hormiga descargue una feromona aumenta la probabilidad de que la ruta usada constituya una muy buena solución.
- **Acciones independientes:** Estos procesos son usados para implementar acciones centralizadas que no pueden ser realizadas por una integrante de la colonia de hormigas, por ejemplo, la aplicación de un algoritmo de diferencia evolutiva en el caso de que el ACO se haya quedado estancado.

C.1. Técnicas de optimización colonia de hormigas

C.1.1. Sistema de hormigas AS

Entre las diferentes versiones de ACO, el primer algoritmo fue el Sistema de Hormigas (*Ant System*), el cual fue aplicado satisfactoriamente para instancias pequeñas del problema del agente viajero (TSP, por sus siglas en inglés *Travel Salesman Problem*), el cual mostraba una estructura como se detalla en la figura 32,

pero esta versión pre- sentaba la limitación de que no incluye ningún tipo de proceso que permita aprovechar la información obtenida para la elección del siguiente elemento de la solución, razón por la cual, Dorigo realiza modificaciones al algoritmo inicial.

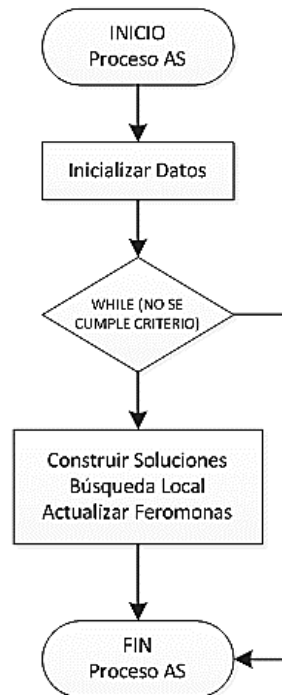


Figura 32. Pseudo-código de Ant System (AS)

Posteriormente, se crearon mejoras al algoritmo, como es el caso del Sistema de Colonia de Hormigas (Dorigo & Gambardella, 1997), ACS por sus siglas en inglés *Ant Colony System*, el cual posee un esquema de actualización local en el que únicamente la hormiga con la mejor evaluación puede actualizar el nivel de feromona depositada. Otra versión mejorada de AS es RAS (Dorigo, Birattari, & Stutzle, 2006). RAS constituye un sistema de hormigas basado en rangos, en el cual aparte de las hormigas elitistas, otras hormigas son capaces de depositar feromonas basándose en un rango según la cercanía de su evaluación de la solución con respecto a la mejor encontrada. En la tabla 16 se muestra las diferentes variaciones existentes de la optimización *Ant Colony*.

Tabla 16***Variaciones del algoritmo de optimización de colonia de hormigas ACO***

Variante de ACO	Autor	Referencia
Elitist Ant System (EAS)	Dorigo, Dorigo, Maniezzo and Coloni	(Dorigo, Maniezzo, & Coloni, 1996)
Rank-based AS (RAS)	Bullnheimer, Hartl and Strauß	(Bullnheimer, Hartl, & Strauß, 1997)
Max-Min Ant System (MMAS)	Stützle and Hoos	(Stützle & Hoos, 2000)
Ant Colony System (ACS)	Dorigo and Gambardella	(Dorigo & Gambardella, 1997)
Hyper-cube Framework (HCF)	Blum and Dorigo	(Blum & Roli, 2003)

Fuente: (Dorigo & Blum, 2005)

BIBLIOGRAFÍA

- Armingol, J., de la Escalera, A., Hilario, C., Collado, J., Carrasco, J., Flores, M., . . . Rodríguez, F. (2007). IVVI: Intelligent vehicle based on visual information. *IEEE Robotics and Autonomous Systems*.
- Azarbayejani, A., & Pentland, A. P. (1995). Recursive estimation of motion, structure, and focal length. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 562-575.
- Barranco, A., Martínez, S., & Gómez, J. (2016). *Visión estereoscópica por computadora con Matlab y OpenCV*. Alejandro Israel Barranco Gutiérrez.
- Bouguet, J.-Y. (Octubre de 2015). Camera Calibration Toolbox for Matlab.
- Broggi, A., Bertozzi, M., & Fascioli, A. (2001). Self-calibration of a stereo vision system for automotive applications. *IEEE International Conference*, 3698-3703.
- Chacón, M. L., Sandoval, R., & Vega, J. (2015). *Percepción visual aplicada a la robótica*. Mexico D.F.: Alfaomega Grupo Editor.
- Collado, J. M. (2009). Detección y modelado de carriles de vías interurbanas mediante análisis de imágenes para un sistema de ayuda a la conducción. *Tesis Doctoral Universidad Carlos III de Madrid*.
- Collado, J., Hilario, C., Escalera, A. d., & Armingol, J. (2006). Self-calibration of an on-board stereo-vision system for driver assistance systems. *Intelligent Vehicles Symposium, 2006 IEEE*. doi:10.1109/IVS.2006.1689621
- Dang, T., & Hoffmann, C. (2004). Stereo calibration in vehicles. *Intelligent Vehicles Symposium*, 268-273.
- Dang, T., Hoffmann, C., & Stiller, C. (2006). Self-calibration for active automotive stereo vision. *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 364-369.
- Dang, T., Hoffmann, C., & Stiller, C. (2009). Continuous stereo self-calibration by camera parameter tracking. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1536-1550.
- de Paula, M. B., Jung, C. R., & da Silveira Jr, L. G. (2014). Automatic on-the-fly extrinsic camera calibration of onboard vehicular cameras. *Expert Systems with Applications*, 1997-2007.
- Di, K., Liu, Y., Liu, B., Peng, M., & Hu, W. (2014). A Self-Calibration Bundle Adjustment Method for Photogrammetric Processing of Chang `2E-2 Stereo Lunar Imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 5432-5442.
- Dorigo, M., & Blum, C. (2005). Ant colony optimization theory: A survey. *Theoretical computer science*, 243-278.
- Dorigo, M., & Gambardella, L. M. (1997). Ant colony system: a cooperative learning approach to the traveling salesman problem. *IEEE Transactions on evolutionary computation*, 53-66.
- Dorigo, M., Birattari, M., & Stutzle, T. (2006). Ant colony optimization. *IEEE computational intelligence magazine*, 28-39.

- Dorigo, M., Maniezzo, V., & Colorni, A. (1996). Ant system: optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)* (Volume: 26, Issue: 1, Feb 1996).
- Dornaika, F., & Chung, R. (2001). An algebraic approach to camera self-calibration. *Computer Vision and Image Understanding*, 195-215.
- Du, F., & Brady, M. (1993). Self-calibration of the intrinsic parameters of cameras for active vision systems. *IEEE Computer Society Conference*, 477-482.
- E Cline, H., L Dumoulin, C., H.R., J. H., Lorensen, W., & Ludke, S. (1987). 3D reconstruction of the brain from MRI using a connectivity algorithm. *IEEE Magnetic resonance imaging*. doi:10.1016/0730-725X(87)90124-X
- Faugeras, O. (1993). *Three-dimensional computer vision: a geometric viewpoint*. MIT Press.
- Faugeras, O. D. (1992). What can be seen in three dimensions with an uncalibrated stereo rig? *European conference on computer vision*, 563-578.
- Gilks, W. R., Richardson, S., & Spiegelhalter, D. (1995). *Markov chain Monte Carlo in practice*. CRC press.
- Goldberg, S., Maimone, M., & Matthies, L. (2002). Stereo vision and rover navigation software for planetary exploration. *Aerospace Conference Proceedings, 2002. IEEE*. doi:10.1109/AERO.2002.1035370
- Hartley, R. I. (1992). Estimation of relative camera positions for uncalibrated cameras. *European conference on computer vision*, 579-587.
- Hough, P. V. (1959). Machine analysis of bubble chamber pictures. *Conf. Proc*, 554-558.
- Lichti, D. D., Kim, C., & Jamtsho, S. (2010). An integrated bundle adjustment approach to range camera geometric self-calibration. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 360-368.
- Longuet-Higgins, H. C. (1981). A computer algorithm for reconstructing a scene from two projections. *Nature*, 133.
- Maimone, M., Biesiadecki, J., Tunstel, E., Cheng, Y., & Leger, C. (2006). Surface navigation and mobility intelligence on the Mars Exploration Rovers. *ntelligence for Space Robotics*, 45-69.
- Mejía, E., Mejía, J., Vargas, J., & Amaya, D. (2010). Dispositivo transductor para la medición de fuerza y velocidad en una tarea de corte con escapelo. *Revista EIA*, 140-160.
- Musleh, B., Martín, D., Armingol, J. M., & de la Escalera, A. (2014). Continuous pose estimation for stereo vision based on UV disparity applied to visual odometry in urban environments. *IEEE Robotics and Automation (ICRA)*, 3983-3988.
- Musleh, B., Martín, D., Armingol, J. M., & de la Escalera, A. (2016). Pose self-calibration of stereo vision systems for autonomous vehicle applications. *Sensors*, 1492.
- Prieto, F., Redarce, T., Lepage, R., & Boulanger, P. (1998). Visual system for fast and automated inspection of 3D parts. *International Journal of CAD/CAM and computer graphics*, 211-227.
- Rauch-Hindin, W. (1989). *Artificial intelligence in business, science and industry*. Prentice-Hall.
- Remondino, F., & Fraser, C. (2006). Digital camera calibration methods: considerations and comparisons. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 266-272.

- Shahbazi, M., Homayouni, S., Saadatseresht, M., & Sattari, M. (2011). Range camera self-calibration based on integrated bundle adjustment via joint setup with a 2D digital camera. *Sensors*, 8721-8740.
- Spangenberg, R., Langner, T., & Rojas, R. (2013). On-line Stereo Self-calibration through Minimization of Matching Costs. *Scandinavian Conference on Image Analysis*, 545-554.
- Spetsakis, M. E., & Aloimonos, J. Y. (1990). Structure from motion using line correspondences. *International Journal of Computer Vision*, 171-183.
- Tsai, R. (1987). A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses. *IEEE Journal on Robotics and Automation* , 323 - 344.
- Turchetto, R., & Manduchi, R. (2003). Visual curb localization for autonomous navigation. *Intelligent Robots and Systems, 2003. (IROS 2003). Proceedings. 2003 IEEE/RSJ International Conference* .
- Wang, Q., Zhang, Q., & Rovira-Mas, F. (2010). Auto-calibration method to determine camera pose for stereovision-based off-road vehicle navigation. *Environmental Control in Biology*, 59-72.
- Zhang, Z. (2000). A flexible new technique for camera calibration. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 1330-1334.