



# **INSTITUTO TECNOLÓGICO SUPERIOR DE MISANTLA**

---

**MAESTRÍA EN SISTEMAS COMPUTACIONALES**

**“ARQUITECTURA PARA LA DETECCIÓN DE VEHÍCULOS  
UTILIZANDO VISIÓN MONOCULAR”**

**TESIS**

PARA OBTENER EL GRADO DE

**MAESTRO EN SISTEMAS COMPUTACIONALES**

**PRESENTA**

**JUAN LUIS BURGOS BONILLA**

**ASESORES DE TESIS**

**DR. SIMÓN PEDRO ARGUIJO HERNÁNDEZ**

**DR. IGNACIO ALGREDO BADILLO**

**MISANTLA, VERACRUZ**

**MAYO, 2017**

# Índice de Contenido

Capítulo 1 Generalidades.....	1
1.1 Introducción.....	2
1.2 Problema.....	3
• Problemas ambientales.....	3
• Problemas mecánicos.....	4
• Problemas visuales.....	4
• Problemas tecnológicos.....	4
1.3 Hipótesis.....	5
1.4 Justificación.....	5
1.5 Objetivos.....	5
General.....	5
Específicos.....	5
1.6 Metodología.....	6
• Análisis del problema.....	6
• Análisis de requerimiento.....	6
• Obtención de datos de prueba.....	6
• Determinación del área de interés.....	7
• Análisis de técnicas de filtrado.....	7
• Determinación de técnicas de segmentación.....	7
• Análisis de las características del algoritmo de seguimiento.....	7
• Análisis de trayectoria de vehículos.....	7
• Pruebas.....	7
• Análisis de resultados.....	8

• Escritura de tesis.....	8
Capítulo 2 Antecedentes .....	9
2.1 La visión artificial en los <i>ADAS</i> .....	10
2.2 Región de interés .....	10
2.3 Identificación de objetos.....	11
Capítulo 3 Sistema Propuesto.....	12
3.1 Descripción general.....	13
3.2 Preparación de la imagen .....	15
• Recorte del área de interés .....	15
• Reducción de tamaño .....	16
• Filtrado .....	17
3.3 Segmentación .....	17
• Extracción de regiones.....	17
• Cálculo del intervalo de umbralización .....	19
• Eliminación de la carretera.....	19
• Detección de vehículos candidatos.....	19
3.4 Seguimiento .....	21
• Aplicación del filtro Kalman .....	21
• Etiquetado del seguimiento .....	21
3.5 Análisis.....	21
• Depuración del seguimiento.....	22
• Análisis de la trayectoria de los objetos .....	22
Capítulo 4 Implementación.....	23
4.1 Introducción.....	24
4.2 Preparación de la imagen .....	24

4.3	Segmentación .....	25
•	Extracción de regiones.....	26
•	Cálculo del intervalo de umbralización .....	28
•	Eliminación de la carretera.....	29
•	Detección de vehículos candidatos.....	29
4.4	Seguimiento .....	31
•	Aplicación del filtro Kalman .....	31
•	Etiquetado del seguimiento .....	31
4.5	Análisis.....	33
•	Depuración del seguimiento.....	33
•	Análisis de trayectoria de los objetos .....	34
Capítulo 5 Resultados .....		36
5.1	Resultados .....	37
5.1.1	Segmentación .....	37
5.1.2	Seguimiento .....	38
5.2	Discusión.....	40
Capítulo 6 Conclusión .....		42
Conclusión .....		43
Trabajo futuro.....		43
Referencias .....		44

## Índice de Figuras

Fig. 3-1.	Posición de la cámara. ....	13
Fig. 3-2.	Diagrama general.....	14
Fig. 3-3.	Los cuatro módulos del sistema general. ....	14

Fig. 3-4. Preparación de la imagen. ....	16
Fig. 3-5. Extracción de regiones.....	18
Fig. 3-6. Asignación de segmentos en las muestras. ....	20
Fig. 4-1. Imagen original en escala de grises. ....	24
Fig. 4-2. Imagen sin contornos. ....	24
Fig. 4-3. Área de interés. ....	25
Fig. 4-4. Imagen recortada y filtrada.....	25
Fig. 4-5. Matriz de datos con selección de vecinos del pixel (2,2).....	26
Fig. 4-6. Matriz de parentesco. ....	26
Fig. 4-7. Selección de los valores de los vecinos y del pixel actual.....	27
Fig. 4-8. Actualización del número de región del pixel actual y de sus vecinos. ...	27
Fig. 4-9. Asignación final de regiones. ....	27
Fig. 4-10. Selección de muestras en la matriz de datos. ....	28
Fig. 4-11. Muestras ordenadas N. ....	28
Fig. 4-12. Selección de regiones con el intervalo de segmentación (a) y eliminación (b).....	29
Fig. 4-13. Comparación de eliminación de regiones: (a) resultado con todas las regiones restantes y (b) resultado con las regiones mayores $T$ . ....	30
Fig. 4-14. Discriminación de regiones: (a) límites imaginarios de la carretera y (b) objetos de interés. ....	30
Fig. 5-1. Resultados de segmentación. ....	38
Fig. 5-2. Resultados del seguimiento. ....	39

## Índice de Tablas

Tabla 4-1. Matriz acumuladora del filtro Kalman. ....	31
Tabla 4-2 Matriz comparadora en cada frame de la estimación del filtro Kalman comparada con los centroides reales en la imagen. ....	32
Tabla 4-3. Detección de valores atípicos. ....	33
Tabla 4-4. Matriz resultante de etiquetar el seguimiento. ....	33
Tabla 4-5. Depuración de trayectorias. ....	34

Tabla 4-6. Trayectorias de objetos candidatos.....	35
Tabla 5-1. Comparación con trabajos relacionados. ....	40

## **Índice de Fórmulas**

Fórmula 4-1. Distancia Euclidiana.....	32
--	----

# Capítulo 1 Generalidades

## 1.1 Introducción

Los sistemas avanzados de asistencia al conductor (*Advanced Driver Assistance Systems, ADAS*) son soluciones tecnológicas aplicadas que se encargan de monitorear el ambiente para detectar riesgos y apoyar en el proceso de conducir. Por lo tanto, elevan la seguridad del pasajero, del vehículo y en general todo el ambiente vial. Debido a estos avances tecnológicos la sociedad puede contar con herramientas con el potencial de prevenir hasta un 42% de los accidentes de tránsito, además pueden ayudar a tener una mayor eficiencia de combustible y reducir contaminantes [1].

Los *ADAS* se han desarrollado con una gran variedad de sensores como láser, infrarrojos, sonares, entre muchos otros, pero regularmente se utiliza una combinación de ellos para analizar el entorno. Siendo la cámara el sensor sobresaliente porque permite utilizar visión artificial, misma que intenta emular la visión humana, la cual, le da una ventaja a los *ADAS*, porque el 90% de la información requerida para la toma de decisiones mientras se conduce es visual [2].

El potencial de la visión artificial es significativo, pero la dificultad de su desarrollo la coloca dentro de las tareas más complejas de la computación, por ello los sistemas actuales se ven limitados en el tiempo de respuesta, manteniendo un límite de velocidad de 40 km para que funcionen adecuadamente [1]. Por lo tanto, el desarrollo de nuevos algoritmos más rápidos y el disminuir la complejidad de los existentes son algunos de los objetivos de las ciencias computacionales.

La dificultad de desarrollo de *ADAS* se origina por la complejidad de analizar la carretera debido al dinamismo del entorno y a las condiciones ambientales. Por lo tanto, el desarrollar técnicas que pueden extraer la información importante de la carretera y los objetos dentro de ella se ha convertido en un área de creciente desarrollo en los últimos años, por ello en esta tesis se propone una arquitectura para la detección de vehículos en carretera utilizando visión monocular.



## 1.2 Problema

Actualmente, México tiene una gran cifra de accidentes de tránsito, desde 2001 se ha registrado una tendencia de aumento anual y entre el 80% y 90% de ellos se ocasionan por errores humanos. El aumento de accidentes se ha convertido en un problema tan importante que se posiciona como la octava causa de muerte en el país. En el 2011, se registraron 412,087 accidentes de tránsito, en los que fallecieron 16,615 personas y 162,029 quedaron lesionadas. Debido a que desde el 2006 se ha incrementado la población un 6.7% y el parque vehicular un 33.5% se proyecta para el año 2020 una la cifra de 19,612 defunciones anuales por accidentes viales [2].

Así como en México, muchos otros países tienen altas cifras de accidentes viales [3], por ello se han buscado alternativas que permitan reducir el número de accidentes. Aunque existen soluciones como los *ADAS* que ofrecen buenos resultados, han demostrado tener un gran número de inconvenientes como lo son: la complejidad de desarrollo, el costo de los componentes, además de sus limitaciones en tiempo de respuesta y uso en distintos escenarios, como lo son las carreteras de mala calidad, rurales, entre otras. La dificultad de desarrollo de los *ADAS* se debe a la complejidad del medio a analizar, ya que existen varios problemas que dificultan el desarrollo, los cuales son:

- *Problemas ambientales*

Las condiciones ambientales de la carretera son inciertas por ello es impredecible conocer las condiciones en las que se obtendrán las imágenes con las cuales se debe analizar el entorno, además la variedad de tipos de objetos es incalculable y por lo tanto, es imposible identificar cada objeto.

La luz es uno de los principales problemas ambientales, ya sea natural o artificial cambia su ángulo de incidencia en los objetos ocasionado por el movimiento de los mismos, lo cual provoca sombras y cambios de color en los objetos, y ello ocasiona que se sea muy difícil diferenciarlos en una imagen, ya que los algoritmos de

segmentación tienden a combinar regiones cuando existen cambios de color en los objetos.

- *Problemas mecánicos*

La captura de las imágenes debe ser en tiempo real y al colocarse la cámara a bordo de un vehículo corre el riesgo de capturar imágenes con ruido producido por vibración, el problema es que por naturaleza el automóvil siempre estará vibrando debido al motor en marcha, además de muchos otros posibles factores que generan vibración como lo son: la calidad del terreno, suspensión del vehículo, forma de manejo, etc. La vibración, provoca capturas fuera de foco, lo cual hace que los objetos se vean borrosos, movidos o arrastrados, ocasionando una imagen ilegible e imposible de analizar.

- *Problemas visuales*

La carretera es un escenario completamente dinámico, donde todos los objetos se encuentran en movimiento, por lo tanto, pueden sufrir oclusiones totales o parciales, cambios en su posición, forma y tamaño. Esos problemas dificultan el localizar los objetos en secuencias de imágenes.

- *Problemas tecnológicos*

El procesamiento de imágenes es una tarea muy compleja que difícilmente se puede realizar en tiempo real, y la información que proporciona una cámara no es suficiente para analizar el entorno porque sólo provee una perspectiva. La mayoría de los *ADAS* utilizan una combinación de información obtenida de distintos sensores para asegurar la existencia de objetos de interés al monitorizar el medio, esto aumenta la seguridad pero proporcionalmente aumenta la complejidad de desarrollo y se requiere mayor recurso computacional.

### **1.3 Hipótesis**

Es posible detectar vehículos en carretera con visión monocular mediante el seguimiento de estos, utilizando técnicas de visión para su posterior uso en la prevención de accidentes.

### **1.4 Justificación**

Se ha demostrado que los sistemas de apoyo al conductor tienen el potencial de reducir hasta el 42% de los accidentes de tránsito, además de que tienen un impacto en mejorar la eficiencia del combustible y reducir contaminantes [1].

Los beneficios que ofrecen los *ADAS* son substanciales para disminuir la cantidad de accidentes que sufre la sociedad actual. Por ello el desarrollar algoritmos especializados en segmentación, identificación y seguimiento de objetos harán posible un aumento en precisión, al mismo tiempo que se reduce la complejidad computacional de los *ADAS*, lo cual se verá reflejado en la seguridad vial.

### **1.5 Objetivos**

#### **General**

Desarrollar una arquitectura para la detección de objetos en la carretera mediante el análisis de la trayectoria de los objetos con visión monocular para un sistema avanzado de asistencia vehicular, usando segmentación por eliminación de la carretera y seguimiento con el filtro Kalman.

#### **Específicos**

- Realizar una comparación entre el filtro de la mediana y gaussiano, para determinar el filtro suavizador adecuado para reducir el ruido presente en las imágenes obtenidas de la carretera.
- Desarrollar un algoritmo para eliminar la carretera utilizando extracción de regiones y análisis de muestras de la imagen para determinar los objetos candidatos a ser vehículos.
- Implementar el filtro Kalman para estimar la trayectoria de los objetos.

- Validar el seguimiento para eliminar errores de estimación de Kalman a través de la revisión de cada trayectoria para detectar comportamientos atípicos y errores de seguimiento.
- Diseñar una heurística para determinar la existencia de objetos con base al análisis de la trayectoria de los objetos candidatos.

## **1.6 Metodología**

Para el desarrollo de la investigación se analizará el problema a través de la revisión de la literatura y experimentación con una cámara a bordo de un vehículo.

Debido a la incertidumbre que existe de la capacidad y alcance con la visión monocular para la detección de objetos en carretera, se realizará en su mayoría experimentación. Las etapas de la investigación se describen a continuación.

- *Análisis del problema*

Realizar una revisión de trabajos relacionados, principalmente los basados en visión monocular para determinar los principales problemas y estrategias para la detección de vehículos.

- *Análisis de requerimiento*

Realizar un análisis de las características necesarias para realizar la detección de vehículos utilizando la visión monocular. Determinar alcances del sistema basado en las características del problema, y las limitantes del desarrollo. Determinar huecos de conocimiento en el área.

- *Obtención de datos de prueba*

Obtener distintas muestras para realizar pruebas experimentales. El conjunto de datos deberá contener distintos escenarios, condiciones de luz, tipos de carretera, y situaciones cotidianas por ejemplo imágenes de entornos urbanos.

- *Determinación del área de interés*

Identificar un área dentro de la imagen que permita optimizar el área de búsqueda, para evitar procesar datos innecesarios.

- *Análisis de técnicas de filtrado*

Experimentar con técnicas de filtrado como lo son: filtro gaussiano y filtro de la mediana, para determinar el que mejore las características deseadas en la imagen, tomando en cuenta los diferentes ruidos que pueden presentarse, ya que las imágenes obtenidas a bordo de un vehículo son propensas a sufrir ruido por movimiento, sal y pimienta y térmico.

- *Determinación de técnicas de segmentación*

Análisis y experimentación de la segmentación por crecimiento de regiones, debido a que pueden adaptarse a distintos cambios que existan en la imagen, permitiendo crecer regiones aun cuando existan variaciones entre pixeles vecinos.

- *Análisis de las características del algoritmo de seguimiento*

Revisar la literatura para seleccionar un método de seguimiento de objetos en secuencias de imágenes que ofrezca la menor tasa de error, debido a que el seguimiento de vehículos en carretera es un problema complejo porque los objetos pueden desaparecer a causa de errores en la segmentación.

- *Análisis de trayectoria de vehículos*

Analizar el resultado de seguimiento para detectar tendencias en el comportamiento de los vehículos de interés, para generalizar una métrica que permita identificarlos de manera automática

- *Pruebas*

Realizar las pruebas en un conjunto de datos que permita comparar la metodología propuesta con trabajos relacionados y evaluar la metodología en un conjunto de

datos recolectados con una cámara a bordo de un vehículo en diferentes escenarios.

- *Análisis de resultados*

Realizar un análisis de los datos obtenidos para identificar fortalezas y debilidades del sistema así como posibles mejoras.

- *Escritura de tesis*

Documentar las actividades, propuestas y resultados de la investigación.

# **Capítulo 2 Antecedentes**

## **2.1 La visión artificial en los ADAS**

La mayor parte de la investigación para la detección de vehículos en carretera se basa en visión artificial, porque permite analizar formas, colores y texturas en una imagen, así como movimientos en secuencias de imágenes.

Dentro de las técnicas de visión artificial, de mayor uso, se encuentra la visión monocular, gran parte de la investigación en *ADAS* se basa en ella [4-9], [11], [13-14]. Su popularidad se debe a que tiene la capacidad de representar los detalles de una escena con relativamente pocos datos, por ello la visión monocular es muy utilizada por los sistemas basados en reconocimiento de objetos.

La segunda técnica de visión artificial de mayor uso en el los sistemas de asistencia vehicular es la estéreo, ya que permite analizar los objetos desde la perspectiva 3D [10], facilita la reconstruir una escena en tres dimensiones dando pauta a analizar distancias y tamaños de los objetos presentes en la carretera, de esta manera se pueden calcular las posiciones de los vehículos y detectar la superficie de la carretera [23]. La visión estéreo ofrece grandes ventajas, pero al mismo tiempo su complejidad de análisis aumenta y por lo mismo requiere mayor recurso computacional.

## **2.2 Región de interés**

Debido a la complejidad de las escenas de la carretera y la necesidad de optimizar recursos computaciones para crear sistemas más rápidos, se ha optado por establecer pequeñas regiones de interés, de esta manera se reduce en gran parte los datos a analizar.

Algunos autores utilizan información de escáner laser [4,11] para establecer una región de búsqueda, que posteriormente se comprueba con visión artificial, de esta manera se obtiene un sistema robusto a sombras que puede proveer una estimación de proximidad a los vehículos pero a un gran costo computacional.

El determinar los límites de la carretera [9,13,22] se ha convertido en uno de los métodos de mayor uso, ya que permite establecer un área de búsqueda en el



horizonte próximo. Las dos estrategias sobresalientes son análisis de líneas para determinar el carril y análisis de contorno de la carretera, pero debido a que los sistemas basados en líneas no son útiles en cualquier escenario y los basados en contorno de la carretera suelen afectarse por las sombras, se han desarrollado sistemas basados en segmentación de toda la carretera [19-23]. Estos sistemas son muy variados, algunos realizan tratamiento en las imágenes para atenuar las sombras [19] o se cambian a modelos de color como *HSI* para intentar evitarlas [22]. Clasificadores como *Fuzzy c-Means* [22] y *SVM (Support Vector Machines)* [20] son utilizados para establecer los grupos de píxeles y en algunos casos se utiliza la visión estero para analizar la superficie de la carretera [23].

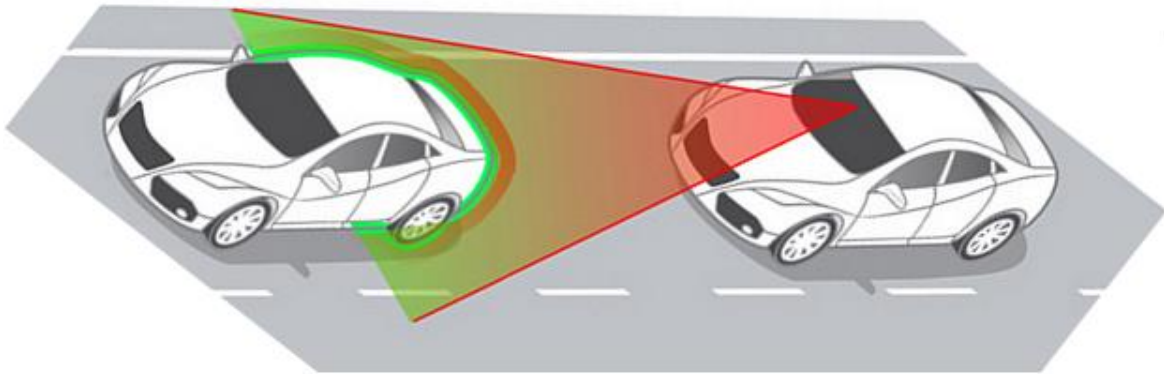
### **2.3 Identificación de objetos**

La detección de los objetos se basa principalmente en el reconocimiento de patrones, porque se pretende eliminar la incertidumbre al reconocer el objeto, pero es muy difícil alcanzar dicha meta porque la gran diversidad de formas en los vehículos provoca que sólo se pueda reconocer una porción de ellos. Dentro de las principales técnicas sobresalen los extractores de características como *Haar-like* [4,5,8-11,14] y *HOG (histogram of oriented gradients)* [9,11,14]. Clasificadores como el clasificador en cascada [4][8] y *AdaBoost* [4,5,8,10] han demostrado gran popularidad por su adaptabilidad y mejora iterativa.

# **Capítulo 3 Sistema Propuesto**

### 3.1 Descripción general

El sistema que se propone se encarga de procesar las imágenes que se obtienen de una cámara a bordo de un automóvil para identificar los objetos presentes en la carretera. La cámara se coloca dentro del vehículo junto al espejo retrovisor para proporcionar una perspectiva adecuada del horizonte próximo. La Fig. 3-1 muestra la posición de la cámara.



*Fig. 3-1. Posición de la cámara.*

La detección de los objetos en la carretera se basa en el análisis de sus movimientos, para ello elimina la carretera con ayuda de la extracción de regiones y un intervalo umbral. El proceso se aplica sobre una secuencia de imágenes, donde los cambios en los objetos se procesan con un algoritmo de seguimiento Kalman y posteriormente se analizan los datos utilizando heurísticas para determinar si son objetos de interés o no.

La Fig. 3-2 muestra de manera física los bloques que conforman al sistema propuesto, el cual consta de una cámara fotográfica fija para obtener las imágenes y una computadora portátil a bordo del vehículo para realizar el procesamiento y mostrar resultados en pantalla.

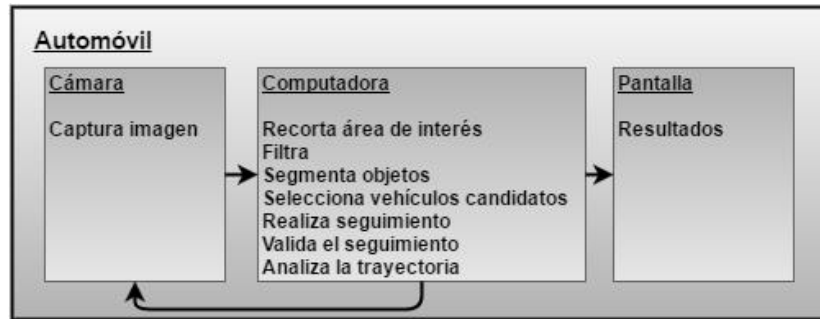


Fig. 3-2. Diagrama general.

De manera funcional, el sistema propuesto se compone de cuatro módulos que contienen los cuatro procesos principales que en conjunto están conformados de once subprocesos, los cuales son las operaciones que se realizan a la imagen para encontrar los vehículos en la carretera. Los cuatro módulos son:

- Preparación de la imagen
- Segmentación
- Seguimiento
- Análisis

Dentro de los cuatro módulos se tienen los procesos principales y que se pueden observar en la Fig. 3-3, los cuales serán descritos a continuación.

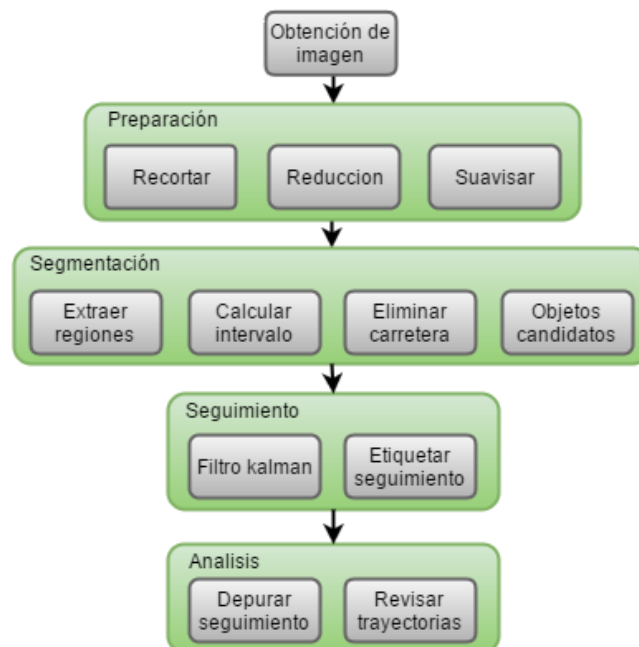


Fig. 3-3. Los cuatro módulos del sistema general.

Los módulos del sistema general de la Fig. 3-3 se enfocan en maximizar la detección de vehículos en distintos escenarios, porque es un sistema iterativo que utiliza información de detecciones anteriores para generar un seguimiento que pueda adaptarse a los cambios de los objetos en la carretera.

### **3.2 Preparación de la imagen**

En este módulo se tiene que el proceso principal prepara la imagen para ser segmentada y da la pauta para optimizar los recursos computacionales porque se elimina gran parte de la información innecesaria. Para el proceso de preparar la imagen se realizan tres subprocesos:

- Recorte del área de interés
- Reducción de tamaño
- Filtrado

El proceso a realizar se muestra en la Fig. 3-4.

Los pasos de la Fig. 3-4 se aplica a cada imagen para proporcionar un formato definido para el posterior análisis. A continuación se explican los subprocesos de manera detallada.

- *Recorte del área de interés*

La imagen original puede contener muchos datos sin importancia en algunas regiones de la imagen, las cuales en caso de optar por analizarlas sólo utilizan más recursos computaciones. Por ello, se recortan los cuatro contornos de la imagen con la finalidad de reducir los datos a procesar. Las áreas a eliminar contienen partes del cielo, frente del vehículo y laterales de la imagen que salen de la carretera.

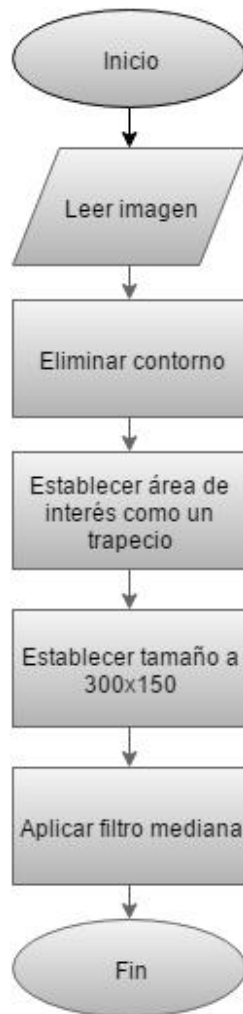


Fig. 3-4. Preparación de la imagen.

Para reducir aún más el área de búsqueda y optimizar los recursos, se utiliza un área de forma trapezoidal, dicha forma permite ajustarse de manera aproximada a la forma de la carretera desde la perspectiva de la cámara.

- *Reducción de tamaño*

La imagen original tiene un tamaño de 1280x720 píxeles, el cual es un tamaño muy grande para procesar, por lo tanto, es indispensable reducir la imagen a un tamaño de 300x150 utilizando interpolación bicúbica para que sea un escalamiento suave y afecte lo mínimo posible a los bordes de los objetos. El tamaño propuesto ayuda a optimizar recursos, mientras que la técnica de escalamiento mantiene los detalles en los objetos.

- *Filtrado*

El último paso es filtrar la imagen, ya que puede existir ruido ocasionado por vibración, reflejos de luz y por la reducción de tamaño. El filtro de la mediana ofrece muchos beneficios para las imágenes de carretera, debido a que suaviza la imagen mientras remarca los bordes de los objetos.

### **3.3 Segmentación**

En el módulo de segmentación se tiene el proceso principal de separar los objetos de la carretera, para ello se debe eliminar la mayor parte de la carretera sin afectar a los posibles objetos de interés sobre ella. Eliminar la carretera es una tarea muy complicada, por ello para el proceso de segmentación se realizan cuatro subprocesos:

- Extracción de regiones
- Cálculo del intervalo de umbralización
- Eliminación de la carretera
- Detección de vehículos candidatos

- *Extracción de regiones*

La extracción de regiones se basa en determinar todas las regiones que componen la imagen, se realiza a partir de la comparación de vecindario entre píxeles y etiquetándolos en una matriz acumuladora.

El método consta de comparar cada píxel con sus ocho vecinos y calcular la mejor etiqueta utilizando una asignación basada en la moda. El utilizar la moda para determinar la etiqueta adecuada para el grupo de píxeles de manera iterativa, permite organizar de mejor manera a los píxeles, porque pueden actualizar su etiqueta y de esta manera mejorar las agrupaciones. El proceso de extraer regiones se muestra en la Fig. 3-5.

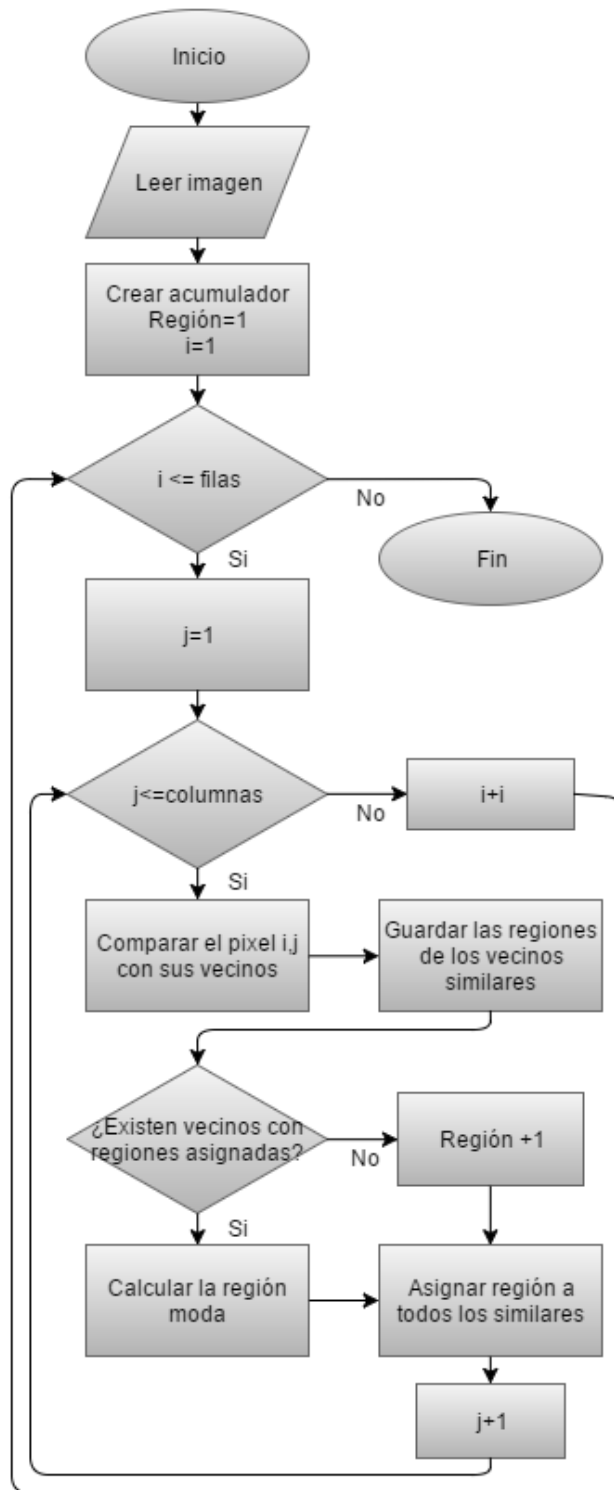


Fig. 3-5. Extracción de regiones.

Como resultado del proceso sobre la imagen se obtiene una matriz con las etiquetas de la región perteneciente a cada pixel de la imagen.



- *Cálculo del intervalo de umbralización*

El intervalo de umbralización se calcula a través de un análisis de valores de píxeles para determinar el intervalo de valores que mejor describa el color de la carretera. Para ello se obtienen muestras de la imagen, mismas que deben contener información de las posibles áreas a ser carretera. La obtención de muestras se realiza utilizando una máscara de forma de trapecio, con la cual se obtienen  $N$  muestras de manera equitativa de distintas áreas de la imagen.

Las muestras obtenidas se deben ordenar de manera ascendente y separar por segmentos de conjuntos de valores similares. La Fig. 3-6 muestra el método de asignación de segmentos.

Se revisan de cada segmento la coordenada de cada uno de sus valores, para determinar de acuerdo a su distribución en la imagen, cuál es el segmento mejor distribuido que tiene más probabilidad de representar a la carretera.

- *Eliminación de la carretera*

El intervalo umbral aunque contiene muchos valores que pueden describir la carretera no puede eliminarla por completo. Por ello, se combina con la extracción de regiones que tiene la propiedad de actualizar de etiqueta, lo cual permitirá eliminar casi por completo toda la carretera.

El método consiste en eliminar todas aquellas regiones donde sus valores tengan intersección con el intervalo umbral.

- *Detección de vehículos candidatos*

Los objetos sobrantes de la eliminación de la carretera deben validarse para determinar los posibles vehículos, ya que pueden existir muchos objetos ocasionados por ruido.

La discriminación de objetos está en función de su posición y tamaño, por ello se deben eliminar los objetos que se posicionen en los costados, además de todos aquellos que su área sea muy pequeña. Con ello se asegura que los objetos

sobrantes se encuentren frente al auto y se eliminan las posibles regiones originadas por ruido.

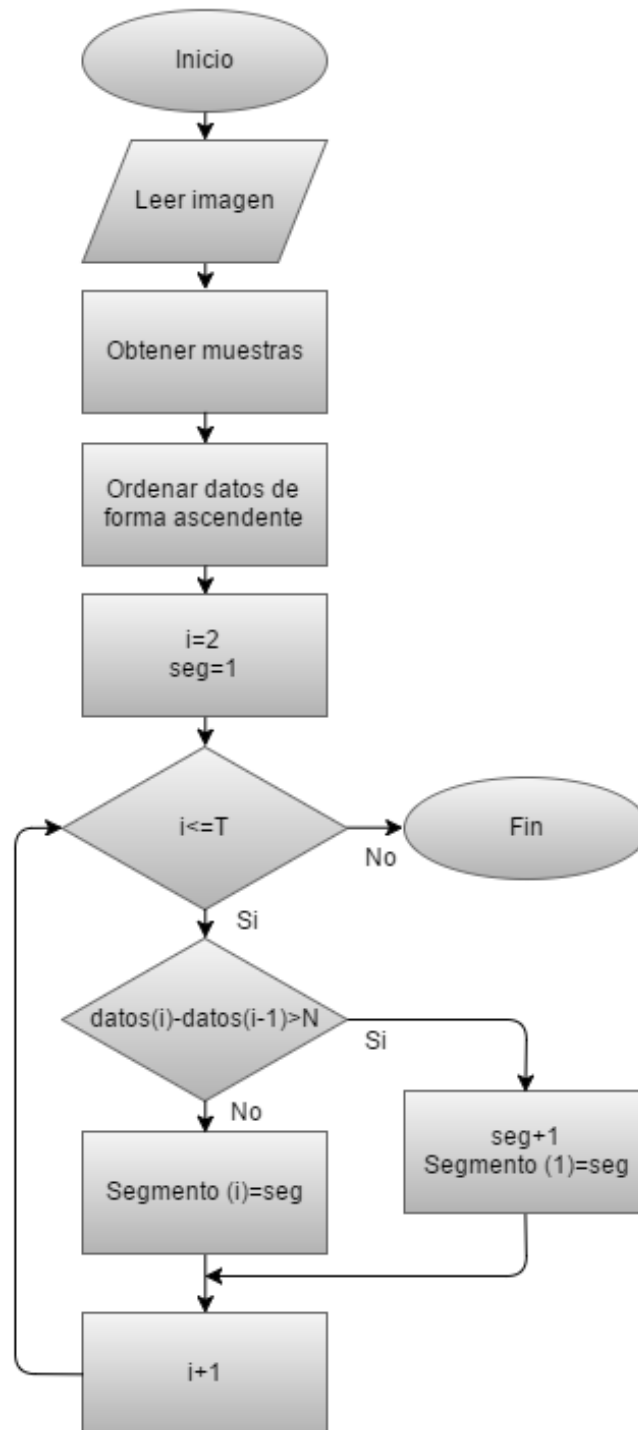


Fig. 3-6. Asignación de segmentos en las muestras.

### **3.4 Seguimiento**

En el módulo de seguimiento se aplica el filtro Kalman y al mismo tiempo se valida y etiqueta cada estimación.

- *Aplicación del filtro Kalman*

Se aplica al filtro Kalman a todos los vehículos candidatos para obtener el historial de posiciones o trayectoria a través del tiempo. Kalman genera una matriz acumuladora con el seguimiento de cada objeto, que se actualiza en cada frame.

- *Etiquetado del seguimiento*

Las aproximaciones de Kalman pueden tener errores ocasionadas por ruido en las imágenes o por posibles variaciones de la segmentación en las secuencias, por ello cada estimación debe ser validada y etiquetada, buscando con ello identificar cuando existe un objeto real mientras es seguido por Kalman y cuando no, además de encontrar posibles outliers en el comportamiento de los objetos.

La validación de seguimiento real se realiza comprobando que el seguimiento del filtro Kalman esté acompañado del objeto en la imagen, si existe una apropiación sin un objeto en la imagen se etiqueta como seguimiento no real. Los outliers se determinan a través de los seguimientos no reales que demuestren tener una distancia mayor a la tendencia registrada.

### **3.5 Análisis**

En el módulo se analizan las trayectorias de los objetos para eliminar los errores ocasionados por malas aproximaciones de Kalman originadas por errores de segmentación. Los subprocesos del módulo de análisis son:

- Depuración del seguimiento
- Análisis de la trayectoria de los objetos

- *Depuración del seguimiento*

La matriz etiquetada de Kalman puede tener errores de seguimiento ocasionadas por problemas de segmentación, por ello se deben depurar las malas aproximaciones. Para ello el subproceso de depuración consiste en eliminar las trayectorias que demuestren ausencia de un seguimiento real, es decir, donde los objetos no existan y en cambio se encuentren aproximaciones atípicas.

Este subproceso permite descubrir cuáles son los objetos que realmente se encuentran en la carretera, ya que dichos objetos se hacen evidentes porque han permanecido a través del tiempo dentro la carretera.

- *Análisis de la trayectoria de los objetos*

Se revisa la trayectoria de cada objeto de manera independiente, para eliminar objetos los que muestren seguimientos no reales y outliers, el criterio para eliminar es que al menos existan dos outliers, porque uno no es suficiente para descartar un objeto y más de dos es muy difícil que Kalman recupere el seguimiento real.

Para establecer un objeto como real en la carretera, se propone demostrar que ha existido a través del tiempo, contabilizando las apariciones en el historial de estimaciones de Kalman. El criterio para establecer un objeto como real es que tenga al menos dos seguimientos comprobados en tres fotogramas, es decir que los centroides reales coincidan con el seguimiento continuo del filtro Kalman en tres fotogramas.

# Capítulo 4 Implementación

## 4.1 Introducción

En este capítulo se presenta la implementación del sistema propuesto. Se implementa cada módulo de manera aislada para analizar los resultados individuales.

El sistema completo está montado en un vehículo, el equipo utilizado es un una cámara web Logitech C525 de 8 mega pixeles y una computadora con procesador *Intel core i7* de 2.4 GHz con 8 GB de memoria RAM. Los algoritmos propuestos se codificaron en *MATLAB R2012b*. El desarrollo del sistema se basa en prueba y error por experimentación basado en la metodología en espiral.

## 4.2 Preparación de la imagen

Originalmente las imágenes se obtienen a color y son transformadas a escalas de grises como se muestra en la Fig. 4-1. La imagen en escala de grises se recorta utilizando coordenadas establecidas, de acuerdo con la mejor posición de la cámara, para eliminar parte del frente del auto, del cielo y los laterales que sales del área de la carretera como se muestra en la Fig. 4-2.



*Fig. 4-1. Imagen original en escala de grises.*



*Fig. 4-2. Imagen sin contornos.*

Se recorta los laterales de la imagen para formar un área de búsqueda de forma trapezoidal como muestra en la Fig. 4-3. Para eliminar los laterales se realiza una operación matricial entre la imagen y una matriz predeterminada que agiliza el

recorte de la imagen. El resultado es una imagen que limita la búsqueda a un área específica de interés, que en éste caso es el frente.



*Fig. 4-3. Área de interés.*

La imagen resultante del recorte se reduce a un tamaño predeterminado de 300x150 píxeles y por último se aplica el filtro de la mediana para eliminar el ruido ocasionado por la vibración, luz o por la reducción de tamaño. La Fig. 4-4 muestra la imagen recortada y filtrada.



*Fig. 4-4. Imagen recortada y filtrada.*

Como resultado se obtiene una imagen reducida, suavizada y enfocada en la búsqueda de objetos únicamente en el frente del vehículo.

### **4.3 Segmentación**

En éste modulo se descompone la imagen para obtener todas las regiones y se fusiona con un intervalo umbral para eliminar la carretera. Dicha tarea permitirá

encontrar los objetos candidatos a ser vehículos. La segmentación se divide en cuatro etapas:

- Extracción de regiones
- Cálculo del intervalo de umbralización
- Eliminación de la carretera
- Detección de vehículos candidatos

La implementación de cada una de las etapas se describe a continuación.

- *Extracción de regiones*

Para extraer las regiones, se crea una matriz acumuladora para guardar la etiqueta de la región de cada pixel y debe tener el mismo tamaño que la matriz de los datos, donde sólo el pixel (2,2) tiene el valor uno y el resto en ceros.

El método para asignar cada pixel a una región requiere realizar una comparación de cada pixel con sus ocho vecinos como muestra en la Fig. 4-5. Se compara la similitud del pixel actual con cada uno de los pixeles vecinos y guardar el parentesco con verdadero "T" o falso "F" como muestra la Fig. 4-6.

225	225	225	91	91	91	91
225	225	225	91	91	91	91
225	91	91	91	91	91	91
225	225	225	91	91	155	155
122	122	122	91	91	155	155
122	122	122	91	91	155	155
122	122	122	91	91	155	155

Fig. 4-5. Matriz de datos con selección de vecinos del pixel (2,2).

T	T	T
T	255	T
T	F	F

Fig. 4-6. Matriz de parentesco.

De la matriz acumuladora se toma el número de región de los vecinos similares y del pixel actual, para posteriormente extraer la moda. La Fig. 4-7 ejemplifica la selección de vecinos en la matriz de regiones en base al parentesco.



0	0	0	0	0	0	0	0
0	1	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0

Fig. 4-7. Selección de los valores de los vecinos y del pixel actual.

Se calcula la moda para obtener la región más sobresaliente del vecindario, y se asigna el nuevo valor a asignar al pixel actual y a sus vecinos como muestra la Fig. 4-8.

1	1	1	0	0	0	0	0
1	1	1	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0

Fig. 4-8. Actualización del número de región del pixel actual y de sus vecinos.

El utilizar la moda para actualizar las regiones previamente asignadas ayuda a reacomodar cada pixel a la región que tenga un número mayor de vecinos, lo cual obliga a separar las regiones colindantes que tengan bordes parecidos. La Fig. 4-9 muestra el resultado de realizar la asignación de región para todos los pixeles.

1	1	1	2	2	2	2	2
1	1	1	2	2	2	2	2
1	2	2	2	2	2	2	2
1	1	1	2	2	3	3	3
4	4	4	2	2	3	3	3
4	4	4	2	2	3	3	3
4	4	4	2	2	3	3	3

Fig. 4-9. Asignación final de regiones.

Al concluir la tarea de asignación de regiones se obtiene una matriz acumuladora que contiene etiquetas desde 1 a  $k$ , donde  $k$  representa el número de regiones encontradas en la imagen.

- *Cálculo del intervalo de umbralización*

Para seleccionar el intervalo de umbralización se obtienen muestras de distintas coordenadas de la imagen. Se emplea una máscara en forma de trapecio como muestra la Fig. 4-10. El trapecio obliga a seleccionar en su mayoría pixeles que están dentro de la carretera.

En la Fig. 4-11 se observa que las muestras obtenidas se ordenan de manera ascendente y se separan en segmentos de datos parecidos.

116	115	114	25	25	24	25	25	11	9	11
114	116	23	25	26	23	26	26	25	10	11
115	23	26	23	201	202	103	25	26	23	9
24	25	26	23	202	203	200	24	23	24	23
24	26	26	201	205	203	204	203	25	23	26
23	23	25	26	24	24	24	26	24	25	24
24	24	24	26	25	24	26	26	26	25	24
24	25	25	25	23	26	23	25	23	23	26

Fig. 4-10. Selección de muestras en la matriz de datos.

La asignación de segmentos se realiza mediante la diferencia de un valor actual y el anterior. Si su diferencia es menor que el umbral  $N$  entonces quiere decir que pertenecen al mismo segmento. Éste método permite incrementar el intervalo de segmentación y por lo tanto, describir mejor la carretera. En la Fig. 4-11 se tienen dos intervalos de umbralización de acuerdo a los valores obtenidos de la muestra.

23	23	23	24	24	24	24	24	24	24	25	25	25	26	26	26	200	201	202	203	203
----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	-----	-----	-----	-----	-----

Fig. 4-11. Muestras ordenadas  $N$ .

Para seleccionar un segmento, se debe cumplir la condición que las coordenadas de los valores de dicho segmento se encuentren distribuidas en la imagen y además que sea uno de los dos segmentos de mayor tamaño.

El segmento seleccionado tiene un conjunto de valores que puede describir gran parte de la carretera, pero aun no es suficiente para eliminarla por completo, por ello se complementa con la información de la extracción de regiones para obtener mejores resultados como se describe en el siguiente apartado.

- *Eliminación de la carretera*

Para eliminar la carretera se combina la extracción de regiones con el intervalo de segmentación. En este subproceso se extraen las regiones donde sus valores tengan intersección con el intervalo umbral. La Fig. 4-12.a muestra la selección de regiones que pertenecen a la carretera.

Las regiones seleccionadas como pertenecientes a la carretera son eliminadas y de esta manera sólo quedan las regiones sobresalientes como se muestra en la Fig. 4-12.b.

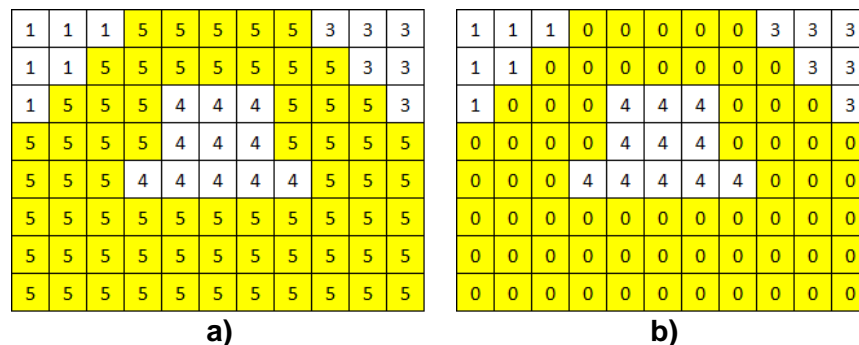


Fig. 4-12. Selección de regiones con el intervalo de segmentación (a) y eliminación (b).

- *Detección de vehículos candidatos*

El número de regiones restantes de la eliminación de la carretera puede contener regiones pequeñas producidas por ruido, por lo tanto, se descartan del acumulador todas aquellas que tengan un área menor a  $T$ , con ello se pueden eliminar regiones ocasionadas por ruido y bordes entre regiones, con ello se tiene una ventaja porque se pueden separar las regiones de mayor importancia.

La Fig. 4-13.a muestra la segmentación utilizando todas las regiones restantes a la eliminación de la carretera y la Fig. 4-13.b muestra la segmentación eliminando todas las regiones con área menor a  $T$ .



a)

b)

Fig. 4-13. Comparación de eliminación de regiones: (a) resultado con todas las regiones restantes y (b) resultado con las regiones mayores  $T$ .

Para determinar la presencia de los automóviles en la carretera, se discriminan las regiones restantes de acuerdo a su posición dentro de líneas imaginarias que representan los límites de la carretera como se muestra en la Fig. 4-14.a. También se descartan aquellas regiones aisladas que sean pequeñas como se muestra la Fig. 4-14.b.



a)

b)

Fig. 4-14. Discriminación de regiones: (a) límites imaginarios de la carretera y (b) objetos de interés.

Los objetos restantes se convierten en candidatos a ser vehículos. Los vehículos pueden segmentarse en dos o más partes, este factor no afecta la detección, ya que se considerara cada sección como un objeto y se analizará de manera independiente.

## 4.4 Seguimiento

En este módulo se aplica el filtro Kalman para realizar el seguimiento de los objetos, mientras se validan las estimaciones en cada frame.

- *Aplicación del filtro Kalman*

El filtro Kalman se aplica a todos los vehículos candidatos, para generar la trayectoria de cada vehículo. El resultado de Kalman es una matriz acumuladora con las posiciones de cada objeto a través del tiempo, como se puede observar en la Tabla 4-1.

Objeto	Coordenada x	Coordenada y
1	40	30
2	90	140
3	145	80
4	90	70
1	38	35
2	130	145
3	110	85
4	88	75
1	44	40
2	180	150
3	60	90
4	94	80

Tabla 4-1. Matriz acumuladora del filtro Kalman.

- *Etiquetado del seguimiento*

Se agregan dos etiquetas a la matriz acumuladora de Kalman:

- Seguimiento real
- Valor atípico

Seguimiento real:

Esta etiqueta documenta cuando existe el objeto en la imagen y cuando desaparece, por ello, se etiqueta cada estimación de cada fotograma en el historial de la trayectoria utilizando como validación la distancia que existe entre la

aproximación actual y los centroides de los objetos existentes, para conocer de manera exacta si existe un objeto que corresponda. La fórmula de la distancia euclidiana:

$$d = \sqrt{(x1 - x2)^2 + (y1 - y2)^2} \quad (4-1)$$

Es necesario utilizar una fórmula de distancia para determinar la distancia entre los puntos, debido al que la estimación del filtro Kalman tiene una diferencia de decimales con los centroides reales y es necesario calcular con exactitud la distancia entre dos puntos. La Tabla 4-2 muestra un ejemplo de la comparación de la estimación contra los centroides.

Frame	Objeto	Coordenada x	Coordenada y	Real
5	1	40	30	1
5	2	90	140	1
5	3	145	80	1
5	4	90	70	1
6	1	38	35	1
6	2	130	145	0
6	3	110	85	0
6	4	88	75	1
7	1	44	40	1
7	2	180	150	0
7	3	60	90	0
7	4	94	80	1

Tabla 4-2 Matriz comparadora en cada frame de la estimación del filtro Kalman comparada con los centroides reales en la imagen.

Valor atípico:

Esta etiqueta documenta las distancias inusuales entre las proyecciones, las cuales pueden representar malas proyecciones ocasionadas por una mala segmentación.

Utilizando la (4-1 se umbralizan las distancias entre cada estimación del filtro, para determinar los posibles valores atípicos. La Tabla 4-3 muestra la detección de valores atípicos

Objeto	Coordenada xn-1	Coordenada yn-1	Coordenada xn	Coordenada yn	Distancia	Atípico
1	40	30	38	35	5.385165	0
1	38	35	44	40	7.81025	0
2	90	140	130	145	40.31129	1
2	130	145	180	150	50.24938	1
3	145	80	110	85	35.35534	1
3	110	85	60	90	50.24938	1
4	90	70	88	75	5.385165	0
4	88	75	94	80	7.81025	0

Tabla 4-3. Detección de valores atípicos.

En la Tabla 4-3 se puede notar que todas aquellas distancias muy grandes son consideradas como estimaciones atípicas. La Tabla 4-4 muestra los resultados de etiquetar el seguimiento.

Frame	Objeto	Coordenada x	Coordenada y	Real	Atípico
5	1	40	30	1	0
5	2	90	140	1	0
5	3	145	80	1	0
5	4	90	70	1	0
6	1	38	35	1	0
6	2	130	145	0	1
6	3	110	85	0	1
6	4	88	75	1	0
7	1	44	40	1	0
7	2	180	150	0	1
7	3	60	90	0	1
7	4	94	80	1	0

Tabla 4-4. Matriz resultante de etiquetar el seguimiento.

## 4.5 Análisis

- *Depuración del seguimiento*

Kalman calcula un siguiente movimiento a partir de posiciones anteriores, pero debido a la complejidad del medio es natural tener objetos ocasionadas por ruido, donde dichas regiones pueden existir una vez, esto provoca que Kalman intente

calcular las nuevas posiciones, pero al no existir suficiente información se genera una mala estimación. Por lo anterior se requiere eliminar todas aquellas trayectorias que muestren una ausencia de objeto y en cambio se encuentren valores atípicos.

La condición para eliminar un objeto de la matriz de seguimiento es que no tenga dos o más objetos reales y exista al menos un valor atípico. La Tabla 4-5 muestra la selección de los objetos a eliminar.

Frame	Objeto	Coordenada x	Coordenada y	Real	Atípico
5	1	40	30	1	0
5	2	90	140	1	0
5	3	145	80	1	0
5	4	90	70	1	0
6	1	38	35	1	0
6	2	130	145	0	1
6	3	110	85	0	1
6	4	88	75	1	0
7	1	44	40	1	0
7	2	180	150	0	1
7	3	60	90	0	1
7	4	94	80	1	0

Tabla 4-5. Depuración de trayectorias.

El criterio utilizado se basa en que es muy difícil reparar un seguimiento con valores atípicos, ya que al existir mucha variación en la posición se pueden tener confusiones al analizar la trayectoria, por lo tanto, en caso de que fuera un objeto real, es mejor volver a calcular su trayectoria.

- *Análisis de trayectoria de los objetos*

La trayectoria de cada objeto restante se revisa para establecer como objeto real todos aquellos que tengan en el historial al menos dos seguimientos reales. La Tabla 4-6 muestra un ejemplo de las trayectorias de los objetos candidatos.



Frame	Objeto	Coordenada x	Coordenada y	Real	Atípico
5	1	40	30	1	0
6	1	38	35	1	0
7	1	44	40	1	0
5	4	90	70	1	0
6	4	88	75	1	0
7	4	94	80	1	0

Tabla 4-6. Trayectorias de objetos candidatos.

Se establecen como mínimo dos seguimientos reales, ya que menos es insuficiente para determinar la presencia de un objeto y más aumenta el tiempo de detección.

# Capítulo 5 Resultados

## **5.1 Resultados**

Los algoritmos se evaluaron en dos conjuntos de imágenes obtenidas de una cámara a bordo de un automóvil en carreteras de la ciudad de México, Puebla y Tlaxcala. El conjunto de imágenes contiene distintos escenarios en carreteras urbanas y suburbanas con asfalto, pavimento y ladrillos, además de una gran diversidad de sombras y cambios de color en la carretera.

El conjunto para las pruebas consta de 6,000 imágenes obtenidas en diferentes horas del día, las cuales se pueden clasificar en:

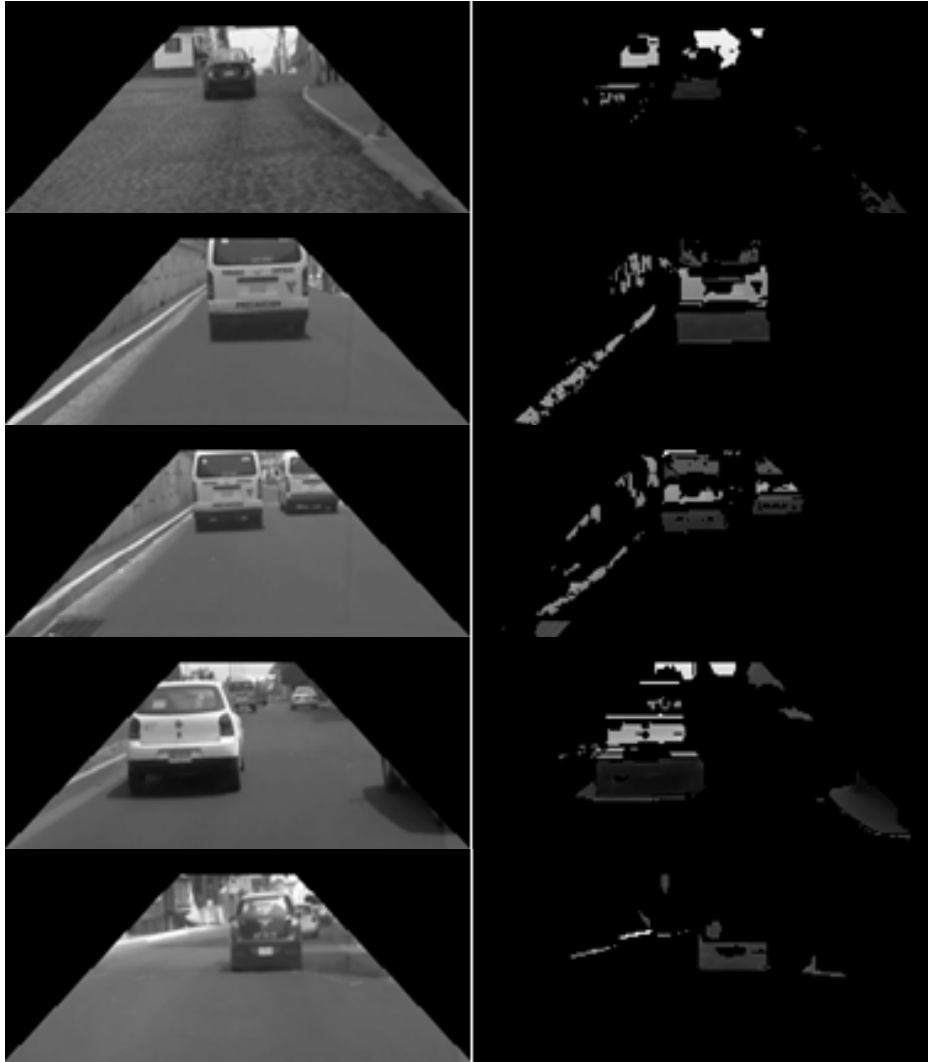
- Carreteras con líneas y sin líneas
- Carreteras de color uniforme y con cambios
- Carreteras con sombras
- Automóviles en el frente y en los costados

Los resultados se clasifican en dos tipos: resultado de segmentación y resultados de seguimiento, los cuales se describen en la sección 5.1.1 y 5.1.2

### **5.1.1 Segmentación**

En este apartado se reporta la calidad de la segmentación, considerando hasta la obtención de vehículos candidatos. Donde el 89.35% de las imágenes mostraron un resalte adecuado de los objetos en la carretera. El conjunto de imágenes de la Fig. 5-1 muestra algunas imágenes resultantes de la segmentación.

En la mayoría de los casos los objetos son segmentados en partes ocasionado por los cambios de color y la luz, pero esto ofrece beneficios porque se sigue cada parte de manera independiente, lo cual hace más robusto al sistema ya que puede mantener la existencia de algo frente al vehículo incluso si desaparecen partes de los vehículos.



*Fig. 5-1. Resultados de segmentación.*

### **5.1.2 Seguimiento**

En este apartado se reporta la calidad del seguimiento, considerando la aplicación del filtro Kalman y la depuración de las trayectorias de los objetos. Donde se registró el 86.9% de los vehículos detectados. El conjunto de imágenes de la Fig. 5-2 muestra algunas imágenes resultantes del seguimiento.

El análisis de resultados se realizó de manera semiautomática, en una secuencia de imágenes donde se conocía la existencia de vehículos se realizó un conteo automático de los vehículos encontrados.

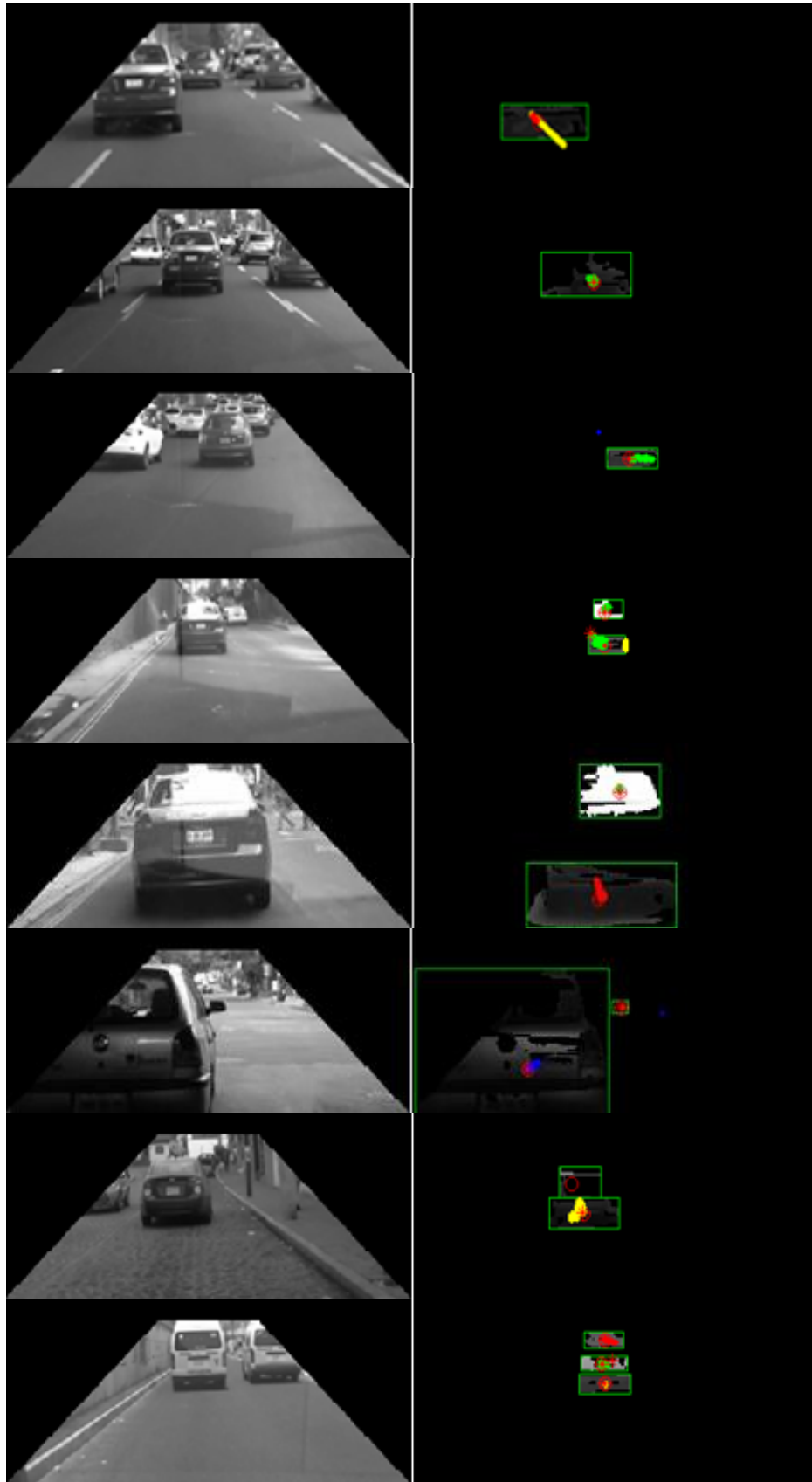


Fig. 5-2. Resultados del seguimiento.

El dinamismo de los objetos y la existencia de objetos provocados por ruido pueden confundir al sistema, por ello el sistema establece un intervalo de validación, lo cual obliga a tener una detección robusta y permite eliminar gran parte de las estimaciones atípicas.

## 5.2 Discusión

El sistema propuesto procesa una imagen en 0.96 segundos, demostrando que su principal desventaja son las sombras de gran tamaño, ya que confunden al sistema debido al cambio drástico de color. Es evidente que el seguimiento es inferior a la segmentación, esto se debe a que se establece un mínimo de detecciones de al menos tres para establecer un objeto como real, lo cual genera un retardo en la detección.

En general los resultados obtenidos de la detección son competitivos con algunos trabajos relacionados, en la Tabla 5-1 se observan algunas comparaciones.

Trabajo	Resultado
[5] S. Sivaraman	95.50%
[7] H. Wang	96.05%
[8] S. Sivaraman	93.75%
[11] F. Garcia	88.25%
[14] F. Garcia	92.03%
Presente trabajo	86.90%

Tabla 5-1. Comparación con trabajos relacionados.

El sistema propuesto demuestra menor tasa de detección que aquellos basados en conocimiento [5,7,8,11,14]. El [5] y [8] de S. Sivaraman, están basados en conocimiento utilizando Haar-Like y AdaBoost. El utilizar conocimiento permite detectar el vehículo desde el primer instante, pero utilizando mayor poder computacional. Por otro lado el [7] H. Wang, utiliza información de profundidad utilizando visión estereoscópica, donde analiza la densidad y tamaño de cada vehículo, lo cual le da ventajas debido a que las sombras no afectan en gran medida

al sistema. Por último los trabajos [11] y [14] de F. Garcia, establecen el área de interés utilizando información de escáner láser, corroborando con visión monocular y el reconocimiento de patrones, este es una fusión sensorial compleja pero de gran potencial, debido a que el sistema laser es inmune a sombras y permite calcular la distancia exacta de los objetos.

# Capítulo 6 Conclusión



## **Conclusión**

Las sombras son el principal problema para detectar vehículos utilizando únicamente visión monocular, ya que confunden al sistema por sus cambios sustanciales en el color de la carretera provocando unión entre distintos objetos o separar un objeto en varias partes.

El detectar objetos con visión monocular es una tarea factible pero una cámara no provee la información suficiente como para tomar una decisión precisa, para ello es necesario realizar fusiones sensoriales para aumentar la precisión del sistema, principalmente sensores que no sean afectados por la luz, como los medidores laser, sonares, radares, etc.

## **Trabajo futuro**

El sistema fue montado sobre una computadora personal de 2.4 GHz, la cual procesa una imagen en 0.96 segundos, lo cual no es factible para aplicaciones reales, ya que el tiempo de respuesta es muy lento, para ello se debe implementar sobre hardware dedicado como lo son los *FPGA*, los cuales pueden acelerar el procesamiento exponencialmente en comparación de una computadora de usos generales.

El algoritmo de segmentación propuesto, ha demostrado tener excelentes resultados para descomponer las regiones en distintas imágenes, el cual permite aplicarse en distintos problemas, como lo son imágenes médicas, detección de color de piel, entre muchas otras. Por lo anterior se planea estudiar el algoritmo para mejorar la precisión y reducir la complejidad algorítmica, buscando la generalización del algoritmo para aplicarlo en distintos problemas.

## Referencias

- [1] A. Etemad. euroFOT study demonstrates how driver assistance systems can increase safety and fuel efficiency. 2012.
- [2] A. Cervantes, S. R. Rosas, D. A. González (2013). "Tercer informe sobre la situación de la seguridad vial", México 2013. México, D.F.
- [3] Department of Violence and Injury Prevention and Disability (2013). "Global status report on road safety". World Health Organization
- [4] S. Wender, K. Dietmayer. "3D vehicle detection using a laser scanner and a video camera". IET Intelligent Transport Systems. Agosto 2007
- [5] S. Sivaraman, M. M. Trivedi. "A General Active-Learning Framework for On Road Vehicle Recognition and Tracking". IEEE transactions on intelligent transportation systems. Junio 2010.
- [6] R. Kanjee, A. K. Bachoo, J. Carroll. "A Three-Step Vehicle Detection Framework for Range Estimation Using a Single Camera". Symposium Series on Computational Intelligence. Diciembre 2015.
- [7] H. Wang, Y. Cai, L. Chen. "A Vehicle Detection Algorithm Based on Deep Belief Network". The Scientific World Journal. 2014.
- [8] S. Sivaraman, M. M. Trivedi. "Active learning based robust monocular vehicle detection for on-road safety systems". Intelligent Vehicles Symposium. Junio 2009.
- [9] Y. Deng, H. Liang, Z. Wang, J. Huang. "An Integrated Forward Collision Warning System Based on Monocular Vision". International Conference on Robotics and Biomimetics. Diciembre 2014.
- [10] S. Sivaraman, M. M. Trivedi. "Combining Monocular and Stereo-Vision for Real-Time Vehicle Ranging and Tracking on Multilane Highways". Intelligent Transportation Systems. Octubre 2011.
- [11] F. Garcia, A. Ponz, D. Martin, A. Escalera, J. M. Armingol. "Computer Vision and Laser Scanner Road Environment Perception". International Conference on Systems, Signals and Image Processing. Mayo 2014.

- [12] S. Kim, S. Lee, K. Min, K. Cho. "Design of Unified Support Vector Machine Circuit for Pedestrians and Cars Detection". New Circuits and Systems Conference (NEWCAS). Junio 2012.
- [13] M. A. Sotelo, J. Nuevo, L. M. Bergasa, M. Ocana, I. Parra, D. Fernandez. "Road Vehicle Recognition in Monocular Images". Proceedings of the IEEE International Symposium on Industrial Electronics, 2005. ISIE 2005. Junio 2005. 1471 – 1476.
- [14] F. García, A. de la Escalera, J. M. Armingo. "Enhanced Obstacle Detection based on Data Fusion for ADAS". Intelligent Transportation Systems Applications. Octubre 2013.
- [15] Y. Deng, H. Liang, Z. Wang, J. Huang."Novel Approach for Vehicle Detection in Dynamic Environment Based on Monocular Vision". International Conference on Mechatronics and Automation. Agosto 2014.
- [16] G. Catalin, S. Nedevschi." Object tracking from stereo sequences using particle filter".2008.
- [17] H. T. Niknejad, A. Takeuchi, S. Mita, D. McAllester." On-Road Multivehicle Tracking Using Deformable Object Model and Particle Filter With Improved Likelihood Estimation". IEEE TRANSACTIONS ON INTELLIGENT TRANSPORTATION SYSTEMS. Junio 2012.
- [18] A. Takeuchi, S. Mita, D. McAllester." On-road Vehicle Tracking Using Deformable Object Model and Particle Filter with Integrated Likelihoods". Intelligent Vehicles Sympos. Junio 2010.
- [19] J. M. Álvarez, A. M. Lopez. "Road Detection Based on Illuminant Invariance". IEEE TRANSACTIONS ON INTELLIGENT TRANSPORTATION SYSTEMS. Septiembre 2010.
- [20] S. Zhou, J. Gong, G. Xiong, H. Chen, K. Iagnemma. "Road Detection Using Support Vector Machine based on Online Learning and Evaluation". Enero 2009.

- [21] X. Chen, Y. Qiao.” Road Segmentation via Iterative Deep Analysis”. Conference on Robotics and Biomimetics. Dicembre 2015.
- [22] Z. Wan-zhi, W. Zeng-cai. “Rural Road Detection of Color Image in Complicated Environment”. Image Processing and Pattern Recognition. 2012
- [23]K. Zhu, J. Li, H. Zhang, “Stereo Vision Based Road Scene Segment and Vehicle Detection”. Information Technology and Electronic Commerce. Dicembre 2014.