



**ESPE**

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS  
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

**DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA**

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

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

**ALGORITMO DE DETECCIÓN DE PEATONES  
PARCIALMENTE OCLUIDOS USANDO PARTES DEL CUERPO  
HUMANO BASADO EN INFERENCIA LÓGICA PARA  
APLICACIONES DE SEGURIDAD VEHICULAR**

**AUTORES:**

**ONOFIA CUICHÁN, NOEMÍ ELIANA**

**QUINGA CHUNGANDRO, BRYAN GEOVANNY**

**DIRECTOR: Dr. FLORES CALERO, MARCO JAVIER**

**SANGOLQUÍ - 2018**



## DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA

### CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA, AUTOMATIZACIÓN Y CONTROL

### CERTIFICACIÓN

Certifico que el trabajo de titulación, **“ALGORITMO DE DETECCIÓN DE PEATONES PARCIALMENTE OCLUIDOS USANDO PARTES DEL CUERPO HUMANO BASADO EN INFERENCIA LÓGICA PARA APLICACIONES DE SEGURIDAD VEHICULAR”** realizado por los señores **NOEMÍ ELIANA ONOFA CUICHÁN**, y **BRYAN GEOVANNY QUINGA CHUNGANDRO**, 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 establecidos por la Universidad de Fuerzas Armadas ESPE, por lo tanto me permito acreditarlo y autorizar a los señores **NOEMÍ ELIANA ONOFA CUICHÁN**, y **BRYAN GEOVANNY QUINGA CHUNGANDRO** para que lo sustenten públicamente.

Sangolquí, 29 de enero del 2018



Dr. Marco Javier Flores Calero  
Director



## DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA

### CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA, AUTOMATIZACIÓN Y CONTROL

#### AUTORÍA DE RESPONSABILIDAD

Nosotros, **NOEMÍ ELIANA ONOFA CUICHÁN**, con cédula de identidad N° 1721490439 y **BRYAN GEOVANNY QUINGA CHUNGANDRO** con cédula de identidad N° 1716242233, declaramos que este trabajo de titulación **“ALGORITMO DE DETECCIÓN DE PEATONES PARCIALMENTE OCLUIDOS USANDO PARTES DEL CUERPO HUMANO BASADO EN INFERENCIA LÓGICA PARA APLICACIONES DE SEGURIDAD VEHICULAR”** 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 declaramos que este trabajo es de nuestra autoría, en virtud de ello nos declaramos responsables del contenido, veracidad y alcance de la investigación mencionada.

Sangolquí, 29 de enero del 2018

Noemí Eliana Onofa Cuichán

CC: 1721490439

Bryan Geovanny Quinga Chungandro

CC: 1716242233



## DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA

### CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA, AUTOMATIZACIÓN Y CONTROL

#### AUTORIZACIÓN

Nosotros, **NOEMÍ ELIANA ONOFA CUICHÁN** y **BRYAN GEOVANNY QUINGA CHUNGANDRO**, autorizamos a la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE publicar en la biblioteca Virtual de la institución el presente trabajo de titulación “**ALGORITMO DE DETECCIÓN DE PEATONES PARCIALMENTE OCLUIDOS USANDO PARTES DEL CUERPO HUMANO BASADO EN INFERENCIA LÓGICA PARA APLICACIONES DE SEGURIDAD VEHICULAR**” cuyo contenido, ideas y criterios son de nuestra autoría y responsabilidad.

Sangolquí, 29 de enero del 2018

---

Noemí Eliana Onofa Cuichán

CC: 1721490439

---

Bryan Geovanny Quinga Chungandro

CC: 1716242233

## DEDICATORIAS

A mis padres Eduardo y Betty por sus cuidados, el cariño, la confianza y el apoyo que me han dado a lo largo de este proyecto, porque cada día con su trabajo se esforzaron conmigo para lograr este objetivo.

A Noelia y Ariana por las risas que compartimos y por todas las que nos falta por compartir, simplemente porque me hacen feliz.

A mi tía Nori que me escucha, me aconseja y ha sido una amiga desde mi infancia, compartimos mucho tiempo juntas, indudablemente ella me inspira a ser mejor.

A Juanita, Leopoldo, María, Alfonso y Balvina mis abuelitos que a lo largo de mi vida han sido tan importantes y me han enseñado cosas valiosas que solo se aprenden con el ejemplo.

Con mucho cariño para ustedes porque les debo todo.

*Noemí Eliana Onofa Cuichán*

## DEDICATORIAS

A mis padres, Doris y Geovanny por haberme sabido guiar a lo largo de mi vida, apoyándome incondicionalmente, y brindarme su confianza, consejo, enseñanzas y cariño en todo momento. Por haber cumplido a cabalidad su desempeño como padres, brindando un buen ejemplo y educando a mi hermano y a mi persona en valores y principios que han sido fundamentales para mi crecimiento humano.

A mi hermano, Kadir por haberme colaborado a lo largo de la carrera, ya sea con trabajos, por su comprensión y ayudar a mis padres en situaciones donde no podía estar personalmente y por su gran sentido del humor que más de una vez ha sabido hacerme reír en momentos de cansancio y preocupación.

A toda mi familia, abuelitos, tíos, primos por brindarme su apoyo en todo momento y ser muy unidos y prestos a ayudar en cualquier situación.

*Bryan Geovanny Quinga Chungandro*

## AGRADECIMIENTOS

Agradezco a Dios por mi vida, por las bendiciones recibidas, por guiarme y ser mi fortaleza en los momentos difíciles a lo largo de este proyecto. De igual manera a toda mi familia que desde mi infancia no han dejado de preocuparse por mi, por todo el cariño recibido y los buenos momentos juntos.

Al Dr. Marco Flores por los consejos y sus conocimientos aportados que tan valiosos fueron en la culminación de este proyecto.

A mis amigos que no dejaron de creer en mí, por el tiempo, experiencias y excelentes recuerdos que quedaron después de toda una carrera universitaria.

*Noemí Eliana Onofa Cuichán*

## AGRADECIMIENTOS

Agradezco en primer lugar a Dios, por bendecirme día a día con la vida y salud y una maravillosa familia, por la fortaleza y sabiduría que ha sabido brindarme a lo largo de mi vida y me ha ayudado a superar cualquier adversidad en mi camino.

A mis padres, por su esmero y dedicación en su desempeño como padres, por sus consejos, paciencia y comprensión en cada momento de mi vida, por dar a sus hijos todo el apoyo necesario para cumplir con las metas impuestas por cada uno. Y en especial por el cariño que siempre ha mantenido unida a nuestra familia.

Gracias a toda mi familia, mi hermano, mi enamorada, abuelitos, tíos, primos, porque siempre me ayudaron de una u otra forma cuando yo requería de alguno de ustedes y gracias a su granito de arena es que hoy culmino con éxito una meta más.

Gracias a mis amigos, por compartir una de las etapas más geniales de la vida como es la universidad, y por el apoyo incondicional que nos brindamos a lo largo de la carrera, por su comprensión, paciencia, dedicación, y trabajo que ha hecho que la carrera sea más llevadera y llena de emociones.

Un agradecimiento especial a mi compañera de tesis Noemí y a mi director Marco Flores, por su arduo trabajo y dedicación para culminar con éxito este trabajo.

*Bryan Geovanny Quinga Chungandro*

## ÍNDICE DE CONTENIDOS

|   |              |
|---|--------------|
| <b>CERTIFICACIÓN.....</b>                     | <b>II</b>    |
| <b>AUTORÍA DE RESPONSABILIDAD.....</b>        | <b>III</b>   |
| <b>AUTORIZACIÓN.....</b>                      | <b>IV</b>    |
| <b>DEDICATORIAS.....</b>                      | <b>V</b>     |
| <b>AGRADECIMIENTOS.....</b>                   | <b>VII</b>   |
| <b>ÍNDICE DE CONTENIDOS.....</b>              | <b>IX</b>    |
| <b>ÍNDICE DE TABLAS.....</b>                  | <b>XIII</b>  |
| <b>ÍNDICE DE FIGURAS.....</b>                 | <b>XIV</b>   |
| <b>RESUMEN.....</b>                           | <b>XVIII</b> |
| <b>ABSTRACT.....</b>                          | <b>XIX</b>   |
| <b>CAPÍTULO I.....</b>                        | <b>1</b>     |
| <b>1. INTRODUCCIÓN.....</b>                   | <b>1</b>     |
| 1.1. Antecedentes.....                        | 1            |
| 1.2. Accidentes de tránsito.....              | 2            |
| 1.2.1 Accidentes de tránsito en el mundo..... | 2            |
| 1.2.2 Accidentes de tránsito en Ecuador.....  | 4            |
| 1.3. Justificación e importancia.....         | 6            |

|                          |   |           |
|--------------------------|---|-----------|
| 1.4.                     | Alcance del proyecto.....                         | 7         |
| 1.5.                     | Objetivos .....                                   | 8         |
| 1.5.1.                   | Objetivo general .....                            | 8         |
| 1.5.2.                   | Objetivos específicos .....                       | 8         |
| 1.6.                     | Estructura del documento.....                     | 8         |
| <b>CAPITULO II.....</b>  |   | <b>10</b> |
| <b>2.</b>                | <b>ESTADO DEL ARTE .....</b>                      | <b>10</b> |
| 2.1.                     | Introducción .....                                | 10        |
| 2.2.                     | Sistemas de visión en el espectro visible .....   | 10        |
| 2.3.                     | Generación de regiones de interés.....            | 11        |
| 2.3.1.                   | Generación de ROIs en Mono-visión.....            | 12        |
| 2.3.2.                   | Generación de ROIs en Visión-Estéreo .....        | 15        |
| 2.4.                     | Clasificación de peatones en oclusión.....        | 17        |
| <b>CAPITULO III.....</b> |   | <b>20</b> |
| <b>3.</b>                | <b>GENERACIÓN DE CANDIDATOS.....</b>              | <b>20</b> |
| 3.1.                     | Introducción .....                                | 20        |
| 3.2.                     | Sub-etapas para la generación de candidatos ..... | 21        |
| 3.2.1.                   | Acondicionamiento de imagen.....                  | 21        |
| 3.2.2.                   | Generación de SOIs.....                           | 24        |

|   |  |           |
|---|--|-----------|
| 3.2.3.  | Generación de ROIs .....   | 35        |
| 3.3.  | Conclusión.....  | 41        |
| <b>CAPITULO IV .....</b>  |  | <b>42</b> |
| <b>4. RECONOCIMIENTO DE PEATONES PARCIALMENTE OCLUIDOS<br/>EN EL ESPECTRO VISIBLE .....</b> |  | <b>42</b> |
| 4.1.  | Introducción .....   | 42        |
| 4.2.  | División de la imagen en partes para tratar el caso de oclusión.....   | 42        |
| 4.3.  | Extracción de características HOG sobre partes del cuerpo humano ..... | 44        |
| 4.3.1.  | Cálculo del gradiente.....   | 45        |
| 4.3.2.  | Normalización de HOG.....  | 49        |
| 4.4.  | Clasificación de peatones parcialmente ocluidos usando SVM.....        | 49        |
| 4.4.1.  | Descripción de SVM.....  | 49        |
| 4.4.2.  | Entrenamiento del clasificador.....                                    | 50        |
| 4.5.  | Inferencia lógica.....   | 52        |
| 4.6.  | Conclusión.....  | 58        |
| <b>CAPITULO V.....</b>  |  | <b>59</b> |
| <b>5. PRUEBAS Y RESULTADOS .....</b>  |  | <b>59</b> |
| 5.1.  | Herramientas para evaluación del detector .....                        | 59        |
| 5.1.1.  | Bases de datos .....   | 59        |

|                          |  |           |
|--------------------------|--|-----------|
| 5.1.2.                   | Curvas ROC .....   | 59        |
| 5.1.3.                   | Tasa de error versus FPPI (Falsos positivos por imagen) .....  | 59        |
| 5.2.                     | Evaluación del método de generación de ROIs .....              | 61        |
| 5.3.                     | Evaluación del método de clasificación.....                    | 66        |
| 5.4.                     | Ejemplos del funcionamiento del algoritmo durante el día ..... | 75        |
| 5.5.                     | Tiempos de cómputo .....                                       | 78        |
| <b>CAPITULO VI .....</b> |  | <b>80</b> |
| <b>6.</b>                | <b>CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....</b>                     | <b>80</b> |
| 6.1.                     | Conclusiones .....   | 80        |
| 6.2.                     | Recomendaciones.....   | 81        |
| 6.3.                     | Trabajos futuros .....   | 81        |
| <b>BIBLIOGRAFÍA.....</b> |  | <b>82</b> |
| <b>7.</b>                | <b>ANEXOS.....</b>   | <b>93</b> |
| 7.1.                     | Sistemas avanzados de asistencia a la conducción .....         | 93        |
| 7.1.1.                   | Sistemas de detección de cambio de carril.....                 | 93        |
| 7.1.2.                   | Sistemas de detección de fatiga.....                           | 94        |
| 7.1.3.                   | Sistemas de control crucero .....                              | 95        |
| 7.1.4.                   | Sistema de aparcamiento automático .....                       | 95        |

## ÍNDICE DE TABLAS

|                 |  |    |
|-----------------|--|----|
| <b>Tabla 1</b>  | Datos con altura de la cámara a 1.2 metros.....                            | 26 |
| <b>Tabla 2</b>  | Datos con la altura de 1.4 metros .....                                    | 27 |
| <b>Tabla 3</b>  | Datos con la altura de 1.6 metros .....                                    | 28 |
| <b>Tabla 4:</b> | Simetría vertical de los peatones sobre las distintas bases de datos ..... | 39 |
| <b>Tabla 5</b>  | Distribución de la base de datos de prueba y entrenamiento .....           | 51 |
| <b>Tabla 6</b>  | Promedio de las regiones detectadas.....                                   | 53 |
| <b>Tabla 7</b>  | Comprobación de ROIs válidas en un fotograma. ....                         | 64 |
| <b>Tabla 8</b>  | Evaluación de le generación de ROIs en videos. ....                        | 65 |
| <b>Tabla 9</b>  | Distribución de las bases de datos y porcentaje de clasificación .....     | 67 |
| <b>Tabla 10</b> | Comparación de resultados con otros autores.....                           | 75 |
| <b>Tabla 11</b> | Tiempos de ejecución para la generación de ROIs por fotograma. ....        | 79 |
| <b>Tabla 12</b> | Tiempo de ejecución de los clasificadores por región .....                 | 79 |

## ÍNDICE DE FIGURAS

|  |    |
|--|----|
| <b>Figura 1</b> Muertes por accidentes de tránsito .....                                 | 2  |
| <b>Figura 2</b> Tasas de mortalidad por accidentes de tránsito .....                     | 3  |
| <b>Figura 3</b> Número de vehículos matriculados en Ecuador .....                        | 4  |
| <b>Figura 4</b> Siniestros de tránsito clasificados por tipo .....                       | 5  |
| <b>Figura 5</b> Fallecidos en accidentes de tránsito.....                                | 5  |
| <b>Figura 6</b> Técnicas para generación de ROIs usando visión por computador.....       | 11 |
| <b>Figura 7</b> Sliding Window .....   | 12 |
| <b>Figura 8</b> Sliding Window Pyramid .....   | 13 |
| <b>Figura 9</b> Imagen escalada y ventana deslizante constante .....                     | 13 |
| <b>Figura 10</b> Imagen constante y ventana deslizante escalada .....                    | 14 |
| <b>Figura 11</b> Extracción de características y métodos de aprendizaje supervisado..... | 17 |
| <b>Figura 12</b> Generación de candidatos a peatón sobre imágenes durante el día.....    | 21 |
| <b>Figura 13</b> Fases del acondicionamiento de imagen. ....                             | 22 |
| <b>Figura 14</b> Conversión a escala de grises .....                                     | 23 |
| <b>Figura 15</b> Estandarización de imagen de entrada a 640 x 480 píxeles .....          | 23 |
| <b>Figura 16</b> Filtros diferenciales horizontal y vertical. ....                       | 24 |
| <b>Figura 17</b> Fases para generación de SOIs .....                                     | 25 |

|  |    |
|--|----|
| <b>Figura 18</b> Imagen del plano de referencia de la carretera .....                  | 26 |
| <b>Figura 19</b> Imagen del plano de referencia de la carretera .....                  | 27 |
| <b>Figura 20</b> Imagen del plano de referencia de la carretera .....                  | 28 |
| <b>Figura 21</b> Función de la carretera entre 2 a 7 m para altura de 1.2 m.....       | 29 |
| <b>Figura 22</b> Función de la carretera entre 7 a 25 m para altura de 1.2 m.....      | 29 |
| <b>Figura 23</b> Representación de <b>Cys</b> de 2 a 20 m en intervalos de 1 m.....    | 31 |
| <b>Figura 24</b> Representación de los hiperplanos de búsqueda.....                    | 33 |
| <b>Figura 25</b> Generación de SOIs en las imágenes.....                               | 34 |
| <b>Figura 26</b> Fases para la generación de ROIs sobre imágenes en el día .....       | 35 |
| <b>Figura 27</b> Generación de ventanas aleatorias por escala en cada SOI. ....        | 36 |
| <b>Figura 28</b> Comparación de valores de gradiente vertical con horizontal.....      | 37 |
| <b>Figura 29</b> Estimación de la simetría vertical de la figura humana.....           | 38 |
| <b>Figura 30</b> ROIs generadas en la última sub-etapa.....                            | 41 |
| <b>Figura 31</b> Clasificación de peatones .....                                       | 42 |
| <b>Figura 32</b> Partes que no proporcionan información de la forma de un peatón ..... | 43 |
| <b>Figura 33</b> División en partes del cuerpo humano .....                            | 43 |
| <b>Figura 34</b> Muestras positivas divididas en partes del cuerpo humano.....         | 44 |
| <b>Figura 35</b> Descriptor HOG.....   | 44 |
| <b>Figura 36</b> Cambio de intensidad .....  | 45 |

|   |    |
|---|----|
| <b>Figura 37</b> Peatón parcialmente ocluido.....                                 | 46 |
| <b>Figura 38</b> División en celdas de la imagen del peatón.....                  | 47 |
| <b>Figura 39</b> Intervalos de orientación entre $-180^\circ$ y $180^\circ$ ..... | 47 |
| <b>Figura 40</b> Creación del histograma .....                                    | 48 |
| <b>Figura 41</b> Cálculo del histograma de gradientes orientados .....            | 48 |
| <b>Figura 42</b> Hiperplano SVM con dos características y kernel lineal.....      | 50 |
| <b>Figura 43</b> División final de la imagen en regiones .....                    | 51 |
| <b>Figura 44</b> Distribución de la base de datos .....                           | 52 |
| <b>Figura 45</b> Resultados de clasificación de los SVM.....                      | 54 |
| <b>Figura 46</b> Resultados de clasificación de los 12 modelos SVM.....           | 54 |
| <b>Figura 47</b> Resultados de clasificación SVM sobre muestras negativas .....   | 55 |
| <b>Figura 48</b> Recorrido en cascada de los modelos de clasificación.....        | 55 |
| <b>Figura 49</b> Peatón parcialmente ocluido.....                                 | 56 |
| <b>Figura 50</b> Ejemplo del resultados de los 12 clasificadoras + IL .....       | 57 |
| <b>Figura 51</b> Diagrama de flujo IL .....                                       | 58 |
| <b>Figura 52</b> Regiones con ubicación verdadera y detectada de peatones .....   | 60 |
| <b>Figura 53</b> Resultados de generación de ROIs en un fotograma.....            | 62 |
| <b>Figura 54</b> Resultados de ROIs filtradas válidas.....                        | 63 |
| <b>Figura 55</b> Comprobación de ROIs válidas en un fotograma.....                | 63 |

|   |    |
|---|----|
| <b>Figura 56</b> Muestras de las bases de datos .....                             | 66 |
| <b>Figura 57</b> Porcentajes de clasificación.....                                | 68 |
| <b>Figura 58</b> Curvas ROC modelos de clasificación .....                        | 70 |
| <b>Figura 59</b> Oclusiones parciales generadas aleatoriamente.....               | 71 |
| <b>Figura 60</b> ROC para peatones sin oclusión parcial .....                     | 72 |
| <b>Figura 61</b> Curvas ROC para peatones con oclusiones parciales.....           | 73 |
| <b>Figura 62</b> Tasa de error versus FPPI de peatones sin oclusiones.....        | 74 |
| <b>Figura 63</b> Tasa de error versus FPPI.....                                   | 74 |
| <b>Figura 64</b> Detecciones peatones sin oclusiones durante el día .....         | 76 |
| <b>Figura 65</b> Detecciones peatones parcialmente ocluidos durante el día.....   | 77 |
| <b>Figura 66</b> Detecciones peatones parcialmente ocluidos y sin oclusiones..... | 78 |
| <b>Figura 67</b> Tracking del Sistema LDW .....                                   | 94 |
| <b>Figura 68</b> Somnolencia en la conducción .....                               | 94 |
| <b>Figura 69</b> Sistema de asistencia a la conducción control crucero.....       | 95 |
| <b>Figura 70</b> Sistema de aparcamiento automático .....                         | 95 |

## RESUMEN

Este proyecto desarrolla un algoritmo para la detección de peatones parcialmente ocluidos, usando visión por computador e inteligencia artificial, el mismo que se divide en dos etapas: primero la generación de regiones de interés (ROIs) con alto potencial de contener un peatón, y segundo el diseño de un clasificador para discriminar entre peatones y el fondo. La generación de ROIs se ha construido utilizando tres técnicas: variación del método SWP (Sliding Window Pyramid) generando ventanas aleatorias, segmentación de las zonas de búsqueda en función de la carretera y el pre-procesamiento de las ventanas generadas. Para comprobar que el candidato es un posible peatón se parte de dos hipótesis: la componente vertical es mayor que la horizontal y la figura humana presenta fuerte simetría vertical. Para la clasificación se usa el descriptor HOG (Histogram of Oriented Gradients), algoritmo SVM (Support Vector Machine) e Inferencia Lógica (IL). Particularmente se ha dividido la imagen en doce regiones representando partes del cuerpo humano; sobre cada región se han extraído vectores de características y construido clasificadores SVM. Posteriormente, se han unido estos clasificadores usando IL, para tener un clasificador final que es capaz de reconocer peatones. Los resultados experimentales se han diseñado para medir cada etapa: generación de ROIs, clasificación y detección; la generación de ROIs tiene una tasa de 1.48% de ventanas válidas con respecto al total generadas, la clasificación alcanza una precisión de 90% y la detección presenta una tasa de error de 0.9 en  $10^{-1}$  FPPI (Falsos positivos por imagen).

### **PALABRAS CLAVE:**

- **OCLUSIÓN PARCIAL**
- **ROIs**
- **HOG**
- **SVM**
- **INFERENCIA LÓGICA**

## ABSTRACT

This project develops an algorithm for occluded pedestrian detection, using computer vision and artificial intelligence. The project is divided into two stages: first, region of interest (ROIs) generation with high potential to contain a pedestrian and second the classification to discriminate between pedestrian and background. The ROIs generator has been built with three techniques: variation of method SW (Sliding Window) generating random windows, segmentation of search areas and the pre-processing of generated windows. In order to prove if the candidate could be a pedestrian the ROIs have two hypothesis: vertical component is bigger than horizontal component and human figure presents a strong vertical symmetry. The classification use HOG (Histogram of Oriented Gradients) descriptor, algorithm SVM (Support Vector Machine) and logic inference (IL). Particularly the image has been divided into twelve regions representing parts of the human body, each region has a feature vector and a classifiers SVM. Later the classifiers are united with logic inference (IL) to obtain a final classifier that is able to recognize pedestrians. The experimental results have been designed to measure each of the phases: ROIs generation, classification and detection; ROIs generation have 1.48% rate of valid windows with respect to the total of generated windows, the classification have an accuracy of 90% and the detection have an error rate of 0.9 in  $10^{-1}$  FPPI (False positives per image).

### KEYWORDS:

- **PARTIAL OCCLUSION**
- **ROIs**
- **HOG**
- **SVM**
- **LOGIC INFERENCE**

## CAPÍTULO I

### 1. INTRODUCCIÓN

#### 1.1. Antecedentes

La detección de peatones es un tema de investigación muy importante en los últimos años, debido a que tiene muchos campos de aplicación, entre ellos los sistemas destinados a vehículos autónomos (Waymo, 2016) (Tesla, 2016) (Nissan IMx, 2017), sistemas avanzados de asistencia a la conducción (ADAS, Advanced Driver Assistance Systems) (Milanés, y otros, 2010) y en general la robótica móvil (Castillo, 2005) (Baptista, Martínez, Losada, & Marrón) (Moreno & Vargas, 2016).

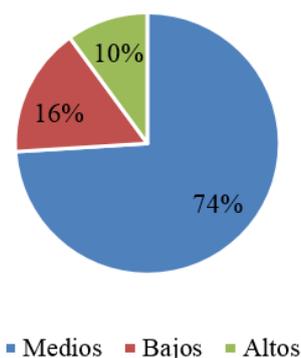
Los ADAS son tecnología que buscan advertir al conductor de situaciones de peligro para él y el resto de personas involucradas en un ambiente de tránsito por medio de señales sonoras, visuales y hápticas (Milanés, y otros, 2010). Los ADAS que se han implementado en los últimos años son: sistemas de reconocimiento de abandono de carril (Medina & Leal, 2009) (Collado, Hilario, Escalera, & Armingol, s.f.), sistemas de control de cruce (Toyota, 2015), sistemas de aparcamiento automático (Audi, 2012) (Volvo, 2013), sistemas de reconocimiento de peatones (Wang, Han, & Yan, 2009) (Álvarez, 2013), sistemas de visión nocturna para detección de personas (Barreno, 2017).

De todas formas aún es un reto el área de investigación sobre vehículos autónomos ya que se buscan sistemas que funcionen en tiempo real y que separen las dependencias con el conductor como el tiempo de respuesta que este puede tener desde que el sistema le avisa del peligro en las vías de tránsito hasta que este reacciona (Jiménez & Naranjo, 2009).

## 1.2. Accidentes de tránsito

Un accidente de tránsito es todo suceso eventual o acción voluntaria que con efecto de una o más causas y con independencia del grado de estos, ocurre en vías, o lugares destinados al uso público y privado ocasionado personas muertas, individuos con lesiones de gravedad diversa y daños materiales del vehículos, vías o infraestructura con la participación de los usuarios de la vía, vehículo y/o entorno (INEC, Anuario de Transporte , 2015).

Un accidente de tránsito deriva situaciones adicionales como problemas de salud públicos y socioeconómicos para un país. Las regiones con países cuyos ingresos son medios y bajos representan el 90% de traumatismos y defunciones causados por accidentes de tránsito (OMS, 2017) ver Figura 1.



**Figura 1** Muertes por accidentes de tránsito

Según el nivel de ingresos de los países

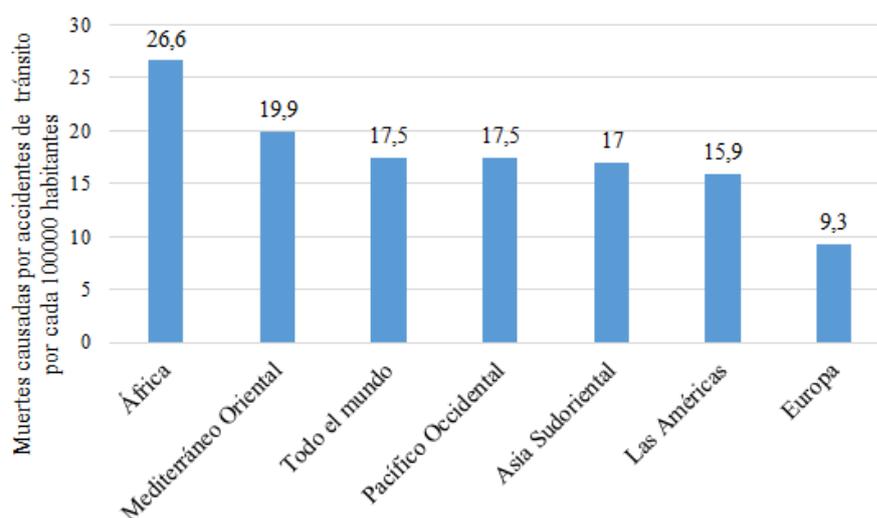
Fuente (OMS, 2015) (OPS,OMS, 2017)

### 1.2.1. Accidentes de tránsito en el mundo

Los accidentes de tránsito a nivel mundial ocupan el noveno lugar en muertes para todos los grupos de edad. Cada año la cifra de traumatismos no mortales se acerca a 50 millones y los casos que terminan con pérdidas humanas son de 1,2

millones anuales. Los peatones, conductores, ciclistas y pasajeros de vehículos motorizados de dos ruedas representan a nivel mundial casi la mitad de las muertes por accidentes de tránsito. Las organizaciones mundiales y autoridades de cada país para reducir los accidentes de tránsito hacen énfasis en: no conducir bajo los efectos de estupefacientes, mantener los niveles de velocidad moderados, usar casco y cinturón de seguridad (OMS, 2017).

En los países de ingresos bajos y medios como se ve en la Figura 2 la tasa de mortalidad es más alta que las registradas en los países desarrollados, pese a que en los países desarrollados se ha aumentado el número de automotores en circulación.

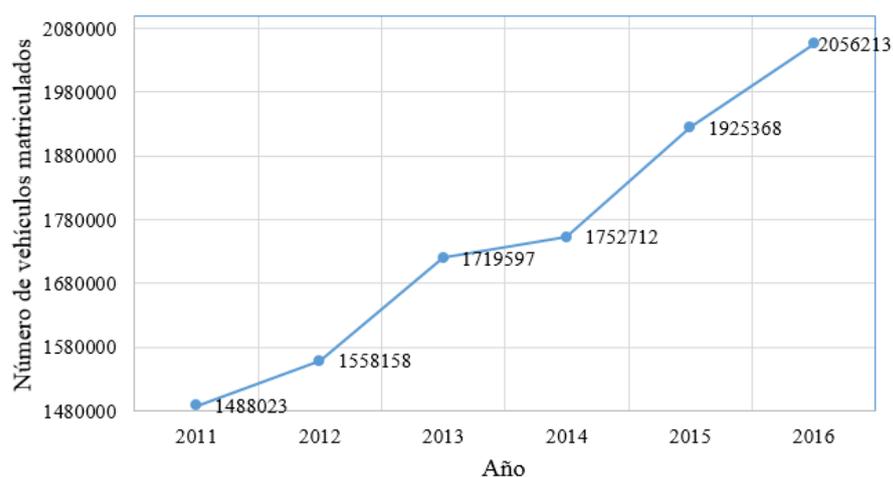


**Figura 2** Tasas de mortalidad por accidentes de tránsito

Fuente (OMS, 2017)

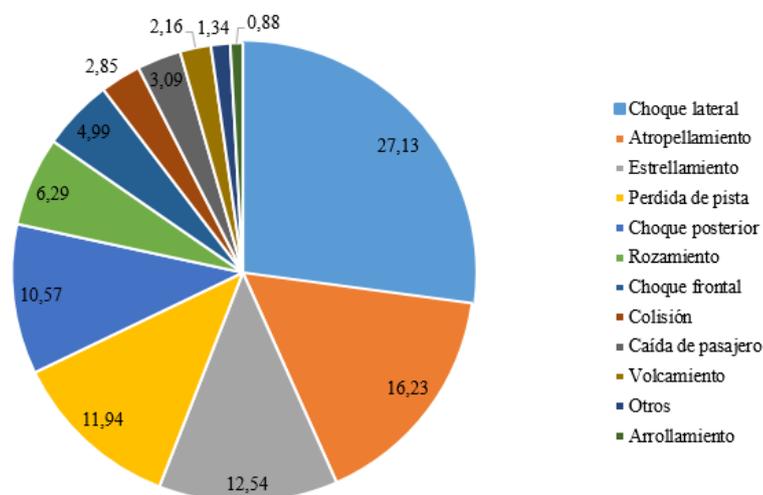
### 1.2.2. Accidentes de tránsito en Ecuador

En Ecuador se ha registrado un aumento en el número de vehículos que están en circulación, según la Agencia Nacional de Tránsito del Ecuador (ANT), en el periodo 2010 - 2016 estas cifras han crecido anualmente ver Figura 3.



**Figura 3** Número de vehículos matriculados en Ecuador  
Entre 2011 – 2016 (Valores absolutos). Fuente (INEC, 2016)

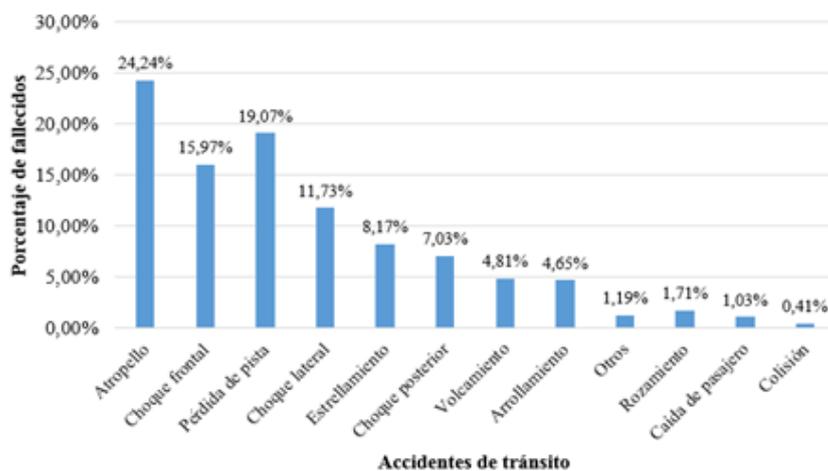
En el año 2017 desde enero hasta noviembre, a nivel nacional ocurrieron 19119 siniestros, como se ve en la Figura 4 los atropellamientos representa el 16,23 % del total de siniestros con 3105 casos acontecidos en ese periodo (ANT, 2017).



**Figura 4** Siniestros de tránsito clasificados por tipo

A nivel nacional entre enero - noviembre del 2017. Fuente (ANT, 2017)

De los 4267 siniestros registrados por atropellamiento en el periodo enero - noviembre 2017, se registran 469 fallecidos y ubica al atropellamiento como la principal causa de muerte ver Figura 5 en accidentes de tránsito en Ecuador durante ese periodo.



**Figura 5** Fallecidos en accidentes de tránsito

Clasificados por tipo a nivel nacional entre enero - noviembre del 2017. Fuente (ANT, 2017)

### **1.3. Justificación e importancia**

Según la OMS más de 1.2 millones de personas mueren y 50 millones de personas resultan heridas en accidentes de tránsito cada año, con más del 90% de estas bajas ocurridas en países emergentes (OMS, 2015). Las lesiones y agravios por accidentes de tránsito siguen representando un importante problema, siendo la principal causa de muerte en accidentes de tránsito en todos los grupos de edades, la mitad de estas personas que mueren son usuarios vulnerables de la vía pública como peatones, ciclistas y motociclistas (OMS, 2017) .

En América Latina los porcentajes de muertes por accidentes de tránsito entre los usuarios se distribuyen en un 3% para ciclistas, el 22% para peatones y el 20% para motocicletas (OMS, 2015). República Dominicana es el país con mayor tasa de mortalidad por accidentes de tránsito seguida de Brasil, Bolivia, El Salvador, Paraguay y Ecuador. Muchos países de esta región han modificado sus leyes adoptando un enfoque amplio y centrado en varios aspectos de seguridad vial para educar a su población y reducir la tasa de mortalidad por accidentes de tránsito (OPS,OMS, 2017). En Ecuador los usuarios vulnerables de las vías son los peatones, donde los atropellamientos representan más del 10% en defunciones por accidentes de tránsito (ANT, 2017).

Un problema para la detección de peatones son las oclusiones con el entorno y variabilidad que estos pueden presentar, como diferentes posturas, tamaños, movimientos, ropa, interacciones con el mundo real e incluso condiciones climáticas, por lo que este tema se ha convertido en un reto para la tecnología actual (Zhang, Hu, Jiang, & Li, 2015) (Ankit, Ahmad, & Shin, 2014) y en particular para los campos de visión por computador e inteligencia artificial.

#### 1.4. Alcance del proyecto

El presente trabajo describe un algoritmo de detección de peatones parcialmente ocluidos para aplicaciones de seguridad vehicular. El algoritmo se compone de dos etapas: generación de regiones de interés ROIs y clasificación.

La generación ROIs se basa en la variación de SWP analizando componentes de gradiente vertical con horizontal y simetría vertical de la figura humana. La clasificación consiste generar un vector de características para las partes del cuerpo humano, y para cada una de ellas entrenar modelos SVM, luego unirlos usando inferencia lógica. Para esto se utilizaron varias bases de datos que son utilizadas como punto de referencia, Daimler (Enzweiler & Gavril, 2009), INRIA (Institut National de Recherche en Informatique et Automatique) (Dalal, 2006), DB -AU (Base de Datos en Ambientes Urbanos) (Flores, Robayo, & Saa, 2015), CVC-05 (CVC, Computer Vision Center) (Marín, Vázquez, López, Amores, & L.I. Kuncheva, 2013) y una base de datos propia generada en ambientes de tránsito.

La información de entrada del algoritmo es una cámara monocular de 640 x 480 píxeles de resolución, ubicada en el parabrisas de un vehículo a una altura variable entre 1.2 a 1.6 metros. El algoritmo detecta peatones con 10%, 20%, 30% y 40% de oclusión parcial, en la zona comprendida entre 4 y 20 metros de distancia, que es la franja de riesgo de choque del vehículo con el peatón. El algoritmo fue diseñado para funcionar en el espectro de luz visible

En la etapa de pruebas y resultados se desarrollan curvas ROC y FPPI (Falsos Positivos por Imagen) para validar la calidad del clasificador y el detector, respectivamente. Las curvas ROC se elaboran con peatones parcialmente ocluidos y peatones sin oclusiones sobre las bases de datos INRIA, Daimler, CVC05, BD-AU. Se generan oclusiones parciales de 10%, 20%, 30% y 40% para realizar las curvas ROC. Para las curvas de tasa error versus FPPI se usan regiones con la ubicación verdadera del peatón y las regiones detectadas por el algoritmo, para así medir el grado de solapamiento.

## **1.5. Objetivos**

### *1.5.1. Objetivo general*

Desarrollar un algoritmo para detección de peatones parcialmente ocluidos, usando SWP, SVM e Inferencia Lógica en aplicaciones de seguridad vehicular para salvaguardar la vida de peatones.

### *1.5.2. Objetivos específicos*

- Desarrollar una variante de la técnica Sliding Window para la generación de ROIs de peatones en oclusión.
- Desarrollar un algoritmo de clasificación para peatones parcialmente ocluidos, mediante SVM con Inferencia lógica sobre partes del cuerpo humano.
- Integrar los algoritmos de generación de ROI y clasificación, en un solo sistema para detectar peatones parcialmente ocluidos
- Elaborar curvas ROC y FPPI para evaluar la fiabilidad del clasificador y el detector, respectivamente.
- Realizar las pruebas de funcionamiento para verificar la calidad del algoritmo.

## **1.6. Estructura del documento**

Este trabajo está dividido en seis capítulos. En el primero da una introducción de los sistemas ADAS y su importancia para salvaguardar vidas reduciendo accidentes de tránsito, así como también una breve reseña de la problemática, justificación, alcance y objetivos que se pretende alcanzar con el proyecto.

El segundo hace referencia al estado del arte, mencionando técnicas y métodos utilizados para generación de ROIs y clasificación de peatones.

El tercer capítulo trata el desarrollo del algoritmo propuesto para la generación de ROIs, detallando las fases de procesamiento aplicadas a la imagen de entrada, a fin de obtener ROIs con alto potencial a contener peatones.

En el cuarto capítulo detalla el reconocimiento de patrones parcialmente ocluidos y sin oclusiones mediante vectores de características provenientes del descriptor HOG y modelos de clasificación SVM. Así también el proceso de razonamiento para inferir el resultado final.

El quinto capítulo detalla las pruebas y resultados del algoritmo propuesto, para lo cual se evalúa el desempeño del mismo en distintos escenarios planteados, y mediante graficas ROC y tasa de error versus FPPI se determina la calidad del detector.

Finalmente, en el capítulo 6 se presentan las conclusiones, recomendaciones, referencias y trabajos futuros de esta investigación.

## **CAPITULO II**

### **2. ESTADO DEL ARTE**

#### **2.1. Introducción**

La detección de peatones ocluidos es un área que en los últimos años ha sido estudiada e implementada con varios métodos que van destinados a múltiples aplicaciones. Uno de los principales campos son los sistemas de asistencia a la conducción, que buscan reducir las cifras de siniestros ocasionadas en accidentes de tránsito.

Las imágenes utilizadas en este trabajo fueron tomadas en el Valle de los Chillos, Cantón Rumiñahui, ciudad Sangolquí, en ambientes urbanos y en la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, en los meses de enero, febrero y marzo del 2017.

#### **2.2. Sistemas de visión en el espectro visible**

Actualmente, los sistemas de visión en el espectro visible se desarrollan en visión monocular y visión estéreo.

Los sistemas de visión monocular son los que usan un único punto de visión para obtener imágenes (Suaréz, 2013), la visión monocular es ampliamente usada en detección de peatones, en combinación con varias técnicas de procesamiento de imágenes que se describirán más adelante.

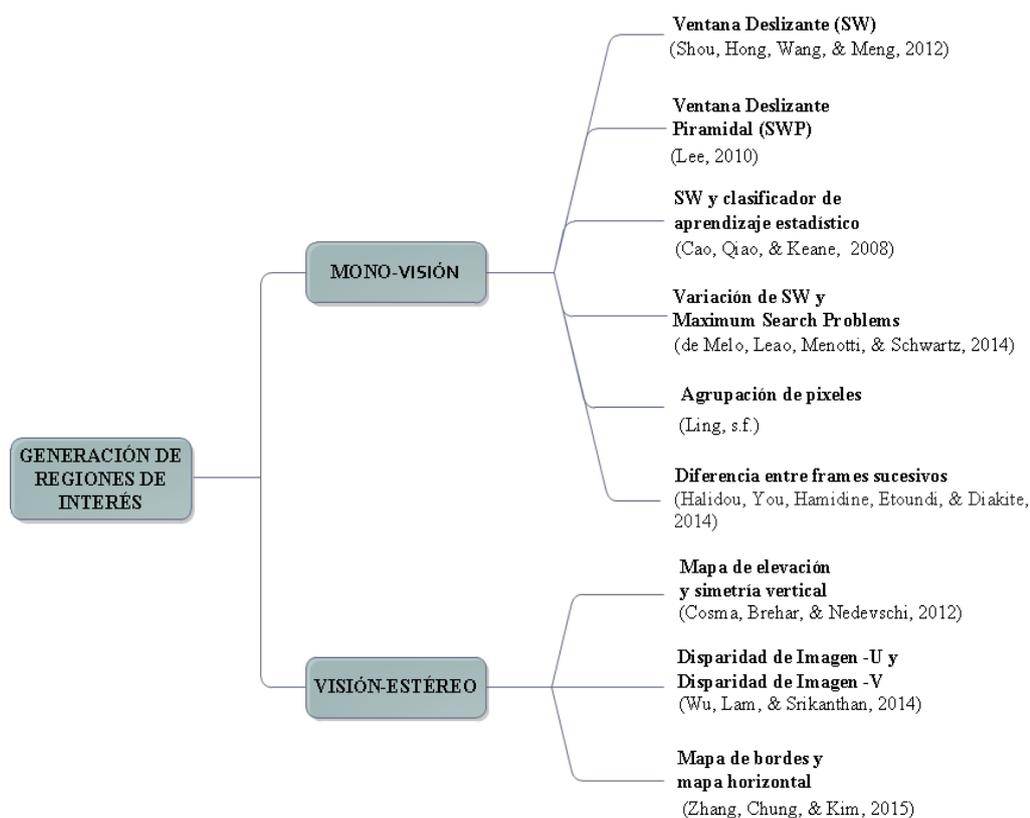
La visión estéreo es una técnica que consiste en dos cámaras que se asemejan al funcionamiento del ojo humano, trabajan conjuntamente y permiten obtener información de profundidad (tridimensional) del entorno en el que se desenvuelven. El costo computacional este tipo de sistemas es muy alto, por lo cual tiene limitaciones para aplicaciones en tiempo real. Aun así se encuentra en constante

desarrollo para robots, interfaces hombre-máquina (HMI), vehículos inteligentes, seguridad y resguardo (Jin, et al., 2010).

### 2.3. Generación de regiones de interés

La generación regiones de interés (ROIs) consiste en procesar la imagen de entrada y extraer regiones con alto potencial a contener un peatón. (Cao, Qiao, & Keane, 2008). Este proceso es sumamente importante, ya que su función es realizar pre-procesamiento de información y enviar un conjunto de imágenes preseleccionadas a la etapa de clasificación, con el fin que dicha etapa utilice menor tiempo de cómputo y obtenga resultados eficientes en la detección.

En la Figura 6 se presentan varias técnicas, utilizadas para generación de ROIs en detección de peatones usando visión por computador.



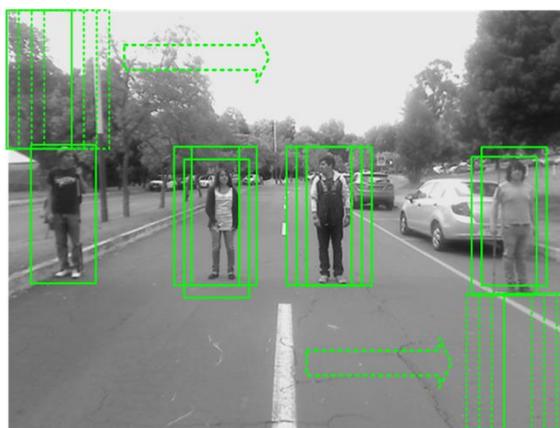
**Figura 6** Técnicas para generación de ROIs usando visión por computador

### 2.3.1. Generación de ROIs en Mono-visión

La técnica más utilizada para generación de ROIs de personas es Sliding Window (SW). La cual consiste en realizar un barrido y escaneo exhaustivo usando ventanas deslizantes sobre la imagen a analizar, como se ve en la Figura 7. Para detectar peatones a distintas distancias (cercanas, medias y lejanas), se utiliza Sliding Window Pyramid (López, Valveny, & Vanrell, 2012) ver Figura 8, la misma que se puede ejecutar de dos formas: la primera consiste en ir escalando el tamaño de la imagen y mantener las dimensiones de la ventana deslizante como se muestra en la Figura 9; y la segunda forma, mantiene el tamaño de la imagen y va escalando las dimensiones de la ventana deslizante como se ve en la Figura 10.

Esta técnica cuenta con 4 parámetros fundamentales que son:

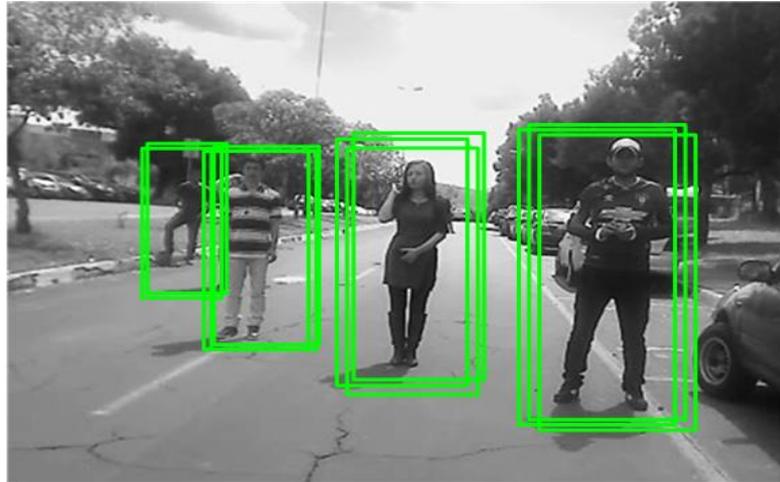
- El ancho de la ventana deslizante ( $w$ ).
- El alto de la ventana deslizante ( $h$ ).
- El desplazamiento en el eje “x” de la ventana deslizante ( $\Delta x$ ).
- El desplazamiento en el eje “y” de la ventana deslizante ( $\Delta y$ ).



**Figura 7** Sliding Window

Fuente (López, Valveny, & Vanrell, 2012) (Shou, Hong, Wang, & Meng, 2012)

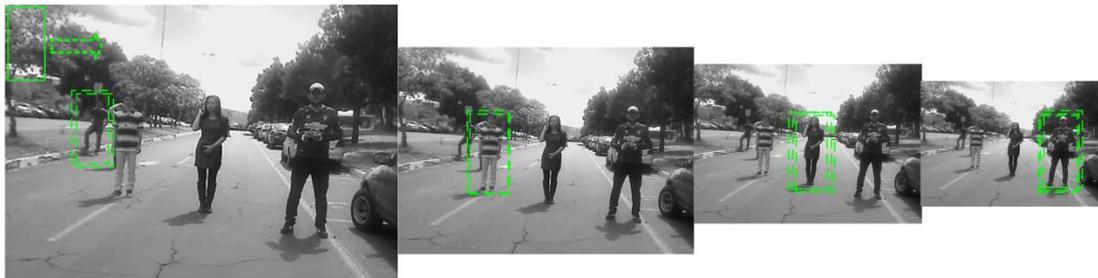
Adaptación por (Autores)



**Figura 8** Sliding Window Pyramid

Fuente (López, Valveny, & Vanrell, 2012) (Lee, 2010)

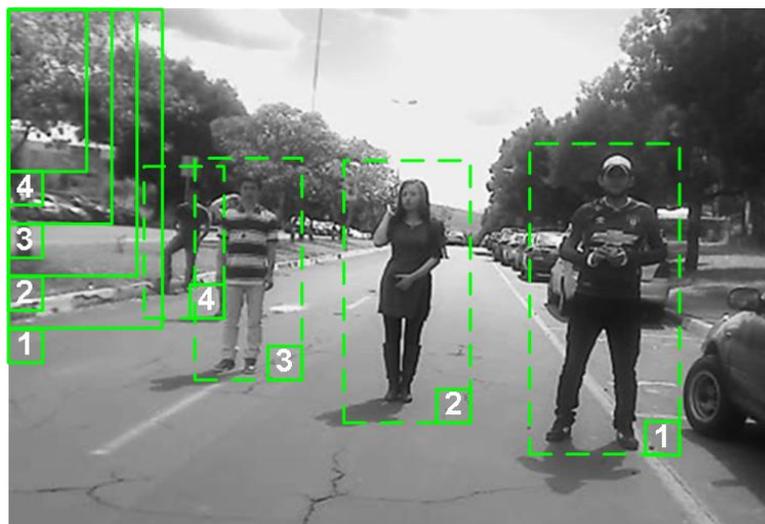
Adaptación por (Autores)



**Figura 9** Imagen escalada y ventana deslizante constante

Fuente (López, Valveny, & Vanrell, 2012) (Lee, 2010)

Adaptación por (Autores)



**Figura 10** Imagen constante y ventana deslizando escalada

Fuente (López, Valveny, & Vanrell, 2012)

Adaptación por (Autores)

SW al ser frecuentemente utilizado para la detección de peatones, tiene combinaciones con varios métodos para la generación de ROIs. En (Shou, Hong, Wang, & Meng, 2012), se utiliza para generar las ventanas, que sin un pre-procesamiento, irán directamente al clasificador, lo cual representa un alto costo computacional. En (Lee, 2010), utiliza SWP junto con el descriptor HOG, para extraer características, así como también la Imagen Integral para determinar la proporción de un posible peatón, es decir que el peatón encaje en un una ventana de 64x128, la cual es un valor canónico de la forma de una persona, y por medio de valores de la imagen integral representen a una forma humana.

Cao Xian-Bin, en su trabajo (Cao, Qiao, & Keane, 2008) genera ROIs haciendo uso de Sliding Window Pyramid, en una región de la imagen donde el peatón es más propenso a colisionar con el vehículo, además utiliza una combinación de un clasificador de aprendizaje estadístico y un clasificador de vector de soporte (SVM) para reconocer las ventanas con potencial de ser peatón. Uno de los problemas más complicados al momento de realizar SW es que requiere de altos costos computacionales por tanto: (de Melo, Leao, Menotti, & Schwartz, 2014) en su

trabajo proponen hacer una variación de SW y buscar la forma de realizar el escaneo de toda la imagen con menor tiempo computacional, para lo cual implementa ventanas de varias dimensiones aleatorias sobre la imagen en lugares con más potencial a contener peatones basándose en el teorema de Maximum Search Problems, para luego enviarlas a una etapa de location regression, que permite deslizar la ventana hasta centrarla sobre el posible peatón y así finalmente generar las ROIs.

Al utilizar SW es evidente que se requiere un alto costo computacional, por lo cual una forma de obtener ROIs, es mediante la diferencia entre imágenes sucesivas, como se indica en el artículo (Halidou, You, Hamidine, Etoundi, & Diakite, 2014), en el cual se toman tres fotogramas consecutivos y al realizar las operaciones de sustracción entre ellos se obtiene los posibles candidatos a peatón, como dato importante cabe mencionar que esta técnica funciona para una cámara estática y peatones en movimiento. Otra forma de generar ROIs es mediante agrupación de píxeles como lo mencionan en (Ling, s.f.), analiza dos formas de generar ROIs: La primera hace referencia a una búsqueda selectiva en la cual se pasa un filtro sobre la imagen que se encarga de dar colores a los píxeles de valores similares correspondientes a cada objeto y de esta forma permite agrupar los píxeles parecidos dando como resultado las ROIs; la segunda en lugar de simplemente mirar los píxeles, el método EdgeBox determina primero las ubicaciones de los bordes de las imágenes, agrupa los bordes de orientación similar y luego forma cuadros delimitadores alrededor de los grupos de borde.

### *2.3.2. Generación de ROIs en Visión-Estéreo*

Visión-estéreo hace referencia a implementar dos dispositivos (cámaras) para obtener las imágenes de entrada y procesarlas para la generación de ROIs. En (Cosma & Raluca, 2012) hacen uso de cámaras estéreo las mismas que genera objetos cuboidales agrupando puntos 3D individuales mediante los cuales el perfil

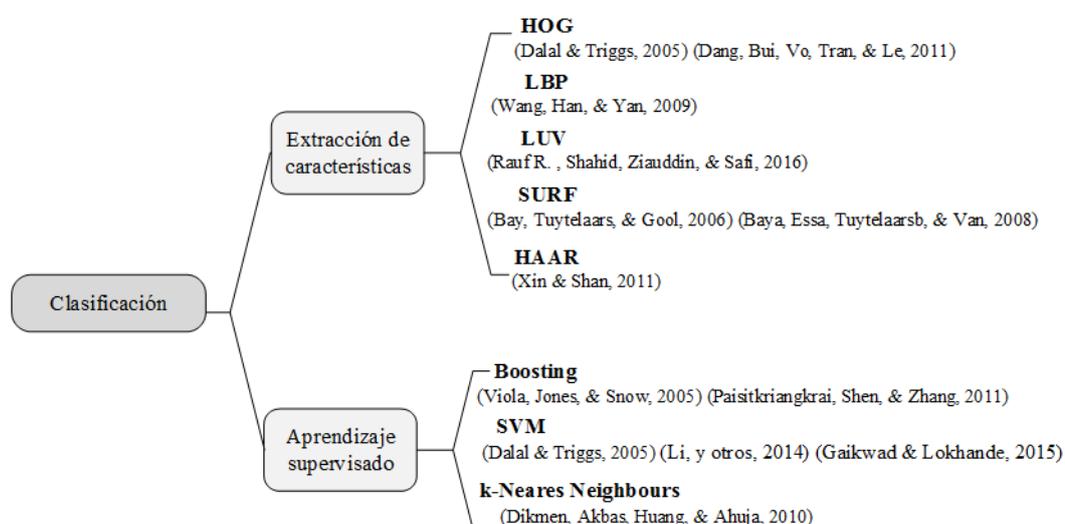
del suelo es detectado usando un mapa de elevación y en el cual se generan las ventanas a analizar, seguidamente la detección de simetría explora la fuerte simetría vertical de la forma humana para detectar la posición peatonal en la imagen. Se trata de un paso de refinación de todas las hipótesis peatonales generadas por el sistema estéreo y mediante este procedimiento se realiza la generación de ROIs.

En (Liu & Jin, 2012), toman las imágenes estéreo y las calibran en base a un punto central y para la generación de ROIs se utiliza el método de adaptive multithresholding para la segmentación primaria, posteriormente se consiguen producir regiones conectadas, en las que se borrarán segmentos que no superen un umbral específico y del resultado de la segmentación se seleccionan de la mayoría de los píxeles en un mismo nivel de gris en cada región obteniendo las ROIs. (Mesmakhosroshahi, Chung, Lee, & Kim, 2014), proponen un método de generación de ROI basado en cámaras estéreo para la detección estéreo de peatones. Para extraer los ROI, el gradiente vertical del mapa de profundidad agrupado se utiliza para encontrar las regiones planas y los cuadros delimitadores de tamaño variable se utilizan para buscar peatones en el límite de las regiones planas.

Otro trabajo (Wu, Lam, & Srikanthan, 2014), elimina espacios donde es probable no encontrar peatones, se realiza en base a la estructura geométrica de la escena, la superficie de la carretera y el cielo, a continuación se aplica las técnicas de u-disparity image y v-disparity image mediante las cuales se logra obtener las ROIs con mayor potencial de candidato a peatón. En (Zhang, Chung, & Kim, 2015), usan imágenes estéreo para obtener el mapa de bordes y el mapa de líneas horizontales, empleando las técnicas de Sobel y Hough line transform para conseguir los mapas mencionados, una vez obtenidos se realiza la generación de ROIs tomado como base los planos y construyendo ventanas que probablemente contengan peatones.

## 2.4. Clasificación de peatones en oclusión

Para el diseño de algoritmos de clasificación de peatones se ha utilizado dos estrategias, la generación de características y la elección de un algoritmo de clasificación, ver Figura 11. Para la generación de las características se tienen algunos descriptores como son: HOG (Dalal & Triggs, 2005) (Suard, Rakotomamonjy, Benschair, & Broggi, 2006), LBP (Wang, Han, & Yan, 2009) (Gan & Cheng, 2011), LUV (Rauf, Shahid, & Ziauddin, 2016), SURF (Bay, Tuytelaars, & Gool, 2006), HAAR (Xin & Shan, 2011).



**Figura 11** Extracción de características y métodos de aprendizaje supervisado

Fuente (Benenson, Omran, Hosang, & Schiele)

En (Dalal & Triggs, 2005) se detalla el descriptor HOG como uno de los primeros métodos para la detección de personas, la idea de este es que la forma del objeto se puede caracterizar bien por la distribución de los gradientes o direcciones de los bordes. Para implementar este descriptor la ventana es dividida en regiones llamadas celdas; para cada celda se obtiene un histograma con información de las orientaciones de cada pixel, los histogramas combinados de las celdas forman la

representación del peatón. Además, para que las variaciones de iluminación y sombra no afecten a los resultados es importante la normalización del histograma.

En (Dang, Bui, Vo, Tran, & Le, 2011) usa el descriptor HOG para extraer el vector de características. Divide a la imagen en varias celdas y aprovecha las celdas ubicadas en los bordes, ignorando la celda ubicada en la parte central porque no da información útil sobre la forma o contorno del peatón, lo que permite reducir el tamaño del histograma.

Para obtener mejores resultados, se utiliza el descriptor HOG en combinación con el descriptor Local Binary Pattern LBP (Wang, Han, & Yan, 2009) el mismo que es más robusto para la detección de personas, logra una tasa de detección del 94.7% en  $10^{-5}$  FPPW (False per positive windows), la idea de este trabajo es aumentar las características combinando la información de bordes con información de textura para detección de personas con oclusiones parciales. (Xin & Shan, 2011) usa Haar-like junto con el descriptor HOG para optimizar el desempeño del algoritmo, el objetivo de Haar-like es reducir las ventanas de detecciones falsas y en cascada usa el descriptor HOG para identificar a la persona del entorno.

Los modelos de clasificación basados en SVM alcanzan (Benenson, Omran, Hosang, & Schiele) tasas de detección sobre el 80% según el tipo de núcleo usado (Yang, Liu, Youcai, & Yuanjun, 2012). En el trabajo de (Olmeda, Armingol, & Escalera, 2013) usa el descriptor HOG y genera 36 clasificadores SVM para detectar peatones parcialmente ocluidos y mediante una red lógica de Markov infieren una respuesta final acerca del peatón.

Existen varias formas de usar los clasificadores SVM para la detección de peatones, en el trabajo de (Ankit, Ahmad, & Shin, 2014) a partir de una imagen se crean tres clasificadores en función de intensidad, estéreo y flujo respectivamente, que luego son combinados mediante un solo clasificador SVM que predice el resultado final de los peatones.

Además de SVM, se han usado para detección de peatones otros tipos de clasificadores. En el trabajo de (Gaikwad & Lokhande, 2015) se detalla la detección de peatones para asistencia a la conducción usando característica Edgelet y una estructura en cascada de clasificadores débiles utilizando k-means clustering que reduce el costo computacional por cada fotograma en las detecciones.

Adaboost es un método de aprendizaje del tipo Boosting usado para detección de peatones. En (Li, y otros, 2014) usan Adaboost, para realizar clasificadores pequeños con sus pesos iniciales iguales que son divididos en diferentes tipos de oclusiones definidas previamente, por cada llamada que el algoritmo hace a un clasificador débil se actualizan los pesos y le da mayor importancia a un conjunto de clasificación, encontrando así el resultado de un peatón.

## CAPITULO III

### 3. GENERACIÓN DE CANDIDATOS

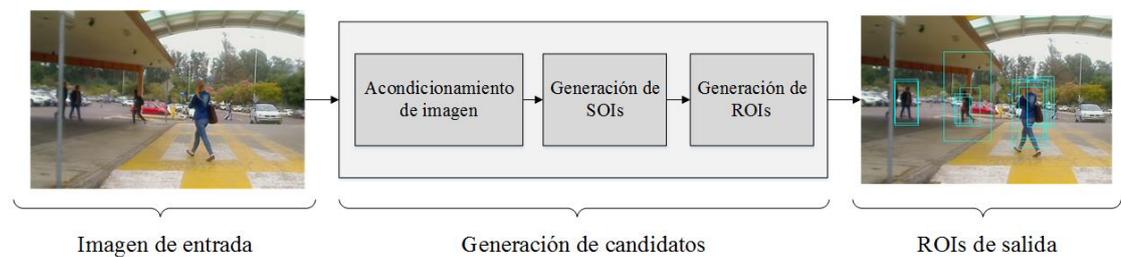
#### 3.1.Introducción

El proceso de generación de ROIs, consiste en extraer fragmentos de la imagen original con alto potencial a contener peatones, para posteriormente enviar a la etapa de clasificación reduciendo el costo computacional. Para ello se realiza un pre-procesamiento de la imagen, cambiando los canales de color RGB a un solo canal de escala de grises y así aplicar los filtros de gradiente vertical como horizontal, dando como resultado dos matrices con los contornos de las figuras presentes en la imagen y mediante una variación de SWP hacer la búsqueda exhaustiva de peatones.

La figura humana tiene características muy variables y estas van de acuerdo a cada persona, por ejemplo: color de piel y cabello, estatura, fisonomía, posturas, formas de vestir, etc., por lo cual es complicado estandarizar estas particularidades, por tanto se propuso hacer uso de la imagen integral de cada ventana generada ya que permite comprobar de forma matemática que una figura humana contiene mayor componente vertical que horizontal además de cumplir con la característica de ser fuertemente simétrica verticalmente en base a su centro.

Las imágenes utilizadas en este capítulo fueron tomadas en el Valle de los Chillos, Cantón Rumiñahui, ciudad Sangolquí, en ambientes urbanos y en la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, en los meses de enero, febrero y marzo del 2017.

La etapa de generación de candidatos cuenta con tres sub-etapas: acondicionamiento de la imagen, generación de los espacios de interés (SOI) (Wu, Lam, & Srikanthan, 2014), y generación de ROIs. En la Figura 12 se observa el esquema propuesto.



**Figura 12** Generación de candidatos a peatón sobre imágenes durante el día.

- **Acondicionamiento de imagen:** En la primera sub-etapa el objetivo principal es pre-procesar la imagen de entrada, haciendo énfasis en adquirir los contornos de figuras, a fin de que esta información sea de utilidad para su posterior procesamiento.
- **Generación de SOIs:** Se encarga de generar zonas de búsqueda a distintas distancias en la imagen con mayor probabilidad de contener peatones que colisionen con el vehículo, tomando como referencia principal la carretera por donde transita el automóvil.
- **Generación de ROIs:** Finalmente en la tercera sub-etapa se hace uso de la técnica SWP, generando ventanas aleatorias y a cada una de las cuales se aplica la imagen integral, para evaluar si cada una de ellas cumple con las condiciones de tener mayor componente de gradiente vertical que horizontal y simetría, a fin de generar un conjunto de ROIs con potencial a ser peatones.

### 3.2. Sub-etapas para la generación de candidatos

A continuación, se presenta de forma detallada cada una de las sub-etapas que componen el proceso de generación de candidatos.

#### 3.2.1. Acondicionamiento de imagen

Lo que pretende esta sub-etapa de procesamiento es adquirir la imagen proporcionada por la cámara y pre-procesarla, cambiando los espacios de color a escala de grises, estandarizando las dimensiones de la imagen y finalmente

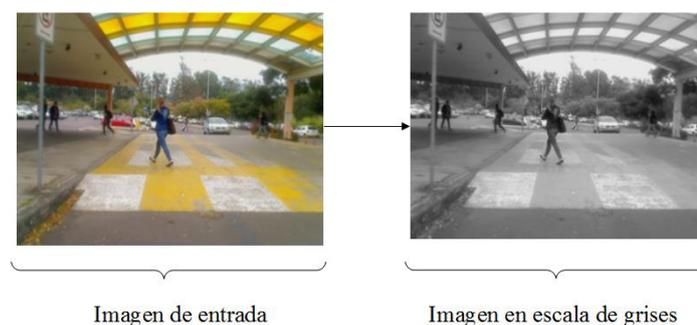
obteniendo los contornos de las figuras como información, para que las características de la misma resulten ser útiles para las siguientes sub-etapas.

En la Figura 13, se muestra la manera en que trabaja y el resultado de información que entrega para el posterior procesamiento de la imagen.



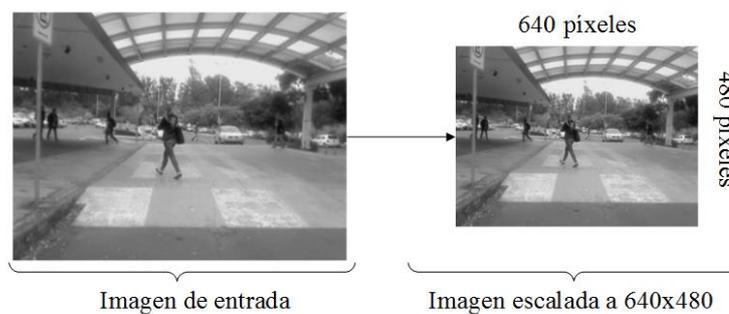
**Figura 13** Fases del acondicionamiento de imagen.

- **Escala de grises:** La función de esta fase es transformar la imagen original que contiene tres canales de color RGB a un solo canal en escala de grises, como lo muestra la Figura 14, ya que esto ayuda a reducir el procesamiento y tiempo de cómputo.



**Figura 14** Conversión a escala de grises

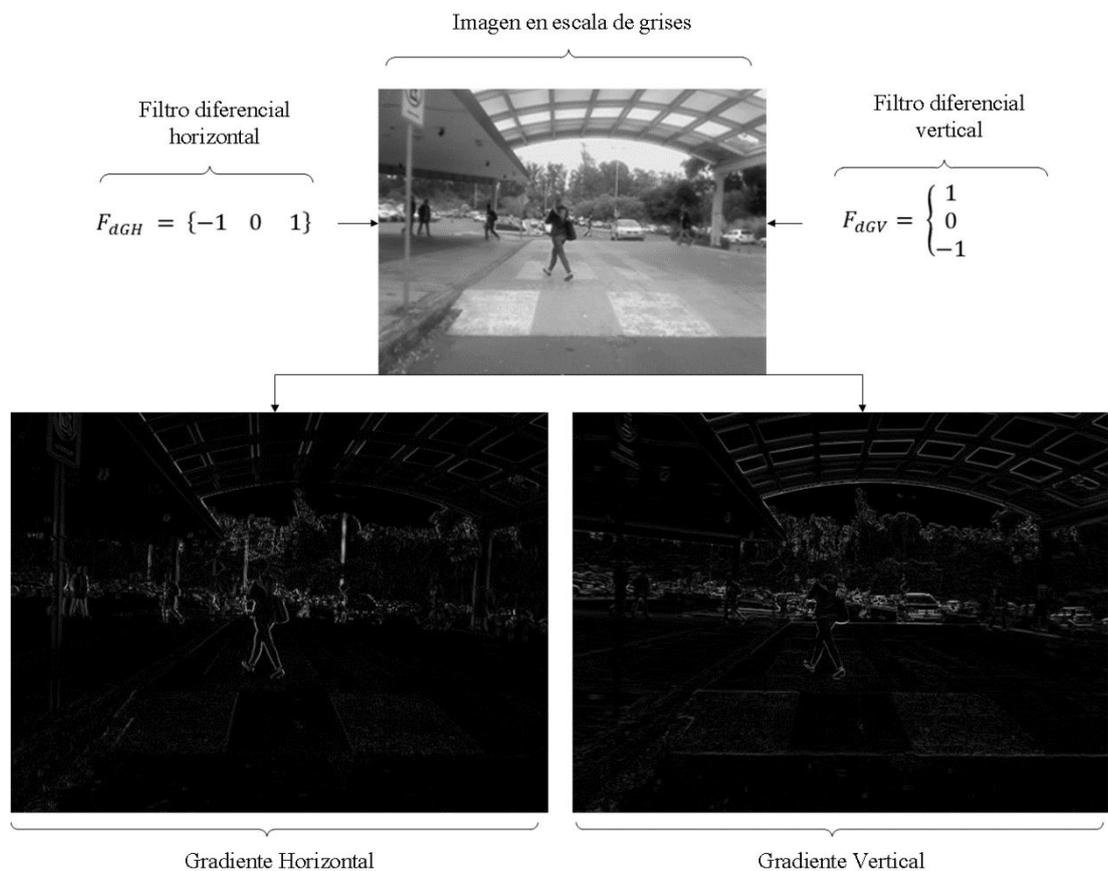
- **Estandarización del tamaño de la imagen:** El objetivo de esta fase es redimensionar la imagen de entrada a una resolución de 640x480 píxeles (VGA) ver Figura 15, para realizar un solo modelo de procesamiento y tratamiento de información.



**Figura 15** Estandarización de imagen de entrada a 640 x 480 píxeles

- **Filtros diferenciales vertical y horizontal:** Se procede a aplicar los filtros diferenciales vertical  $F_{dGV}$  y horizontal  $F_{dGH}$ , estos filtros son herramientas matemáticas que al convolucionar con la imagen hacen notar los cambios de intensidad entre píxeles vecinos y de diferentes valores, asignando valores altos cuando existen grandes cambios y valores bajos cuando no hay mayor cambio, por tanto al utilizar esta herramienta sobre la imagen de entrada se

obtiene como resultado dos imágenes con los contornos de las figuras en base a la cantidad de componentes vertical y horizontal, como se ve en la Figura 16.



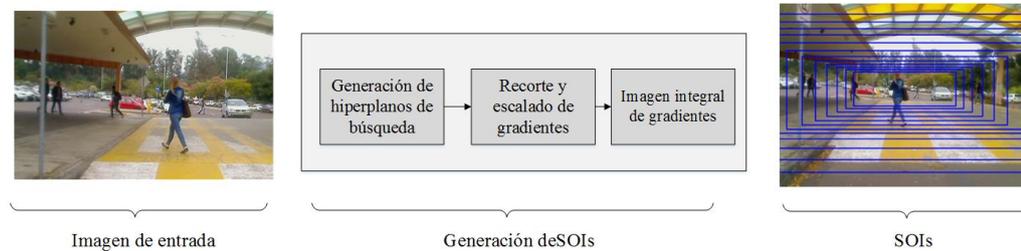
**Figura 16** Filtros diferenciales horizontal y vertical.

Al aplicar los filtros se obtiene dos matrices con valores de píxeles altos (blancos) en los bordes de los objetos de la imagen y píxeles con valores bajos (negro) en lugares donde no hay gran cambio de intensidad, lo cual permite obtener información que será de gran ayuda para la sub-etapa final de ROIs.

### 3.2.2. Generación de SOIs

El propósito de esta sub-etapa es generar zonas de búsqueda donde existe mayor probabilidad que el vehículo pueda chocar con un peatón. Para ello se generan hiper-

planos tomando como referencia la carretera por donde transita el auto. En la Figura 17, se observa las fases para la generación de SOIs.

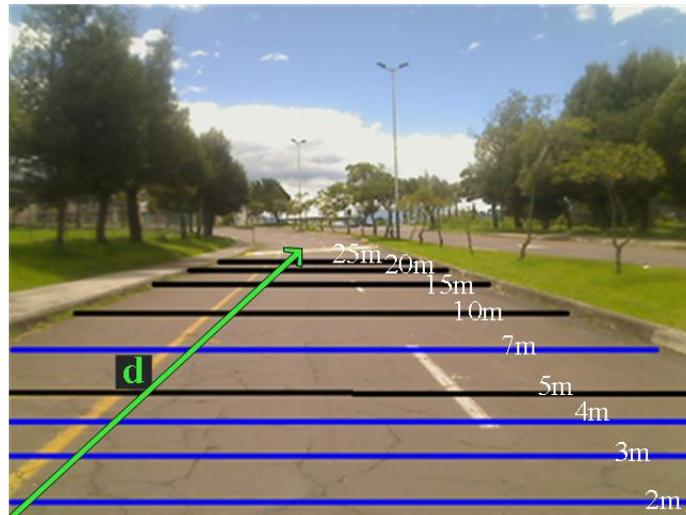


**Figura 17** Fases para generación de SOIs

Además esta sub-etapa optimiza los cálculos necesarios para la última sub-etapa, mejorando el tiempo de cómputo.

- Generación de hiperplanos de búsqueda:** Para la generación de los hiperplanos de búsqueda se obtuvo una ecuación que representa la superficie de la carretera, y en base a ella se construirán dichas zonas. Se obtuvo que la distancia ( $d$ ) es directamente proporcional a la variación de escala ( $s$ ), es decir a mayor distancia mayor escala y la relación entre estas variables es: por cada metro de distancia la variación de escala es 0,1 como se ve en las Tabla 1, 2, 3. Para encontrar la expresión matemática de la calle se adquirió datos en coordenadas  $(x, y)$  a varias distancias, tomando en cuenta la escala, sobre imágenes con distintas calibraciones de atura de cámara, como se puede apreciar en las siguientes figuras y tablas.

Datos con la altura de cámara a 1.2 metros.



**Figura 18** Imagen del plano de referencia de la carretera

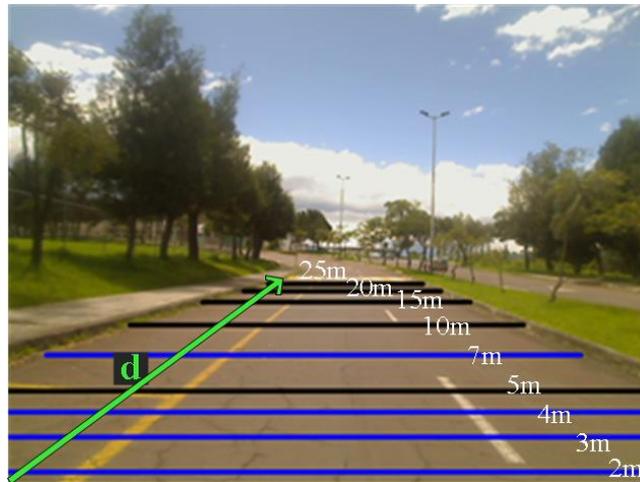
Con la cámara a 1.2 metros de altura respecto al suelo, la imagen original tiene 640x480 píxeles

**Tabla 1**

Datos con altura de la cámara a 1.2 metros

| <b>Distancia (d) en metros</b> | <b>Escala (s)</b> | <b>Coordenada en eje Y</b> |
|--------------------------------|-------------------|----------------------------|
| <b>2</b>                       | 0.4               | 432                        |
| <b>3</b>                       | 0.5               | 372                        |
| <b>4</b>                       | 0.6               | 335                        |
| <b>5</b>                       | 0.7               | 308                        |
| <b>7</b>                       | 0.9               | 279                        |
| <b>10</b>                      | 1.2               | 253                        |
| <b>15</b>                      | 1.7               | 234                        |
| <b>20</b>                      | 2.2               | 223                        |
| <b>25</b>                      | 2.7               | 215                        |

Datos con la altura de cámara a 1.4 metros.



**Figura 19** Imagen del plano de referencia de la carretera

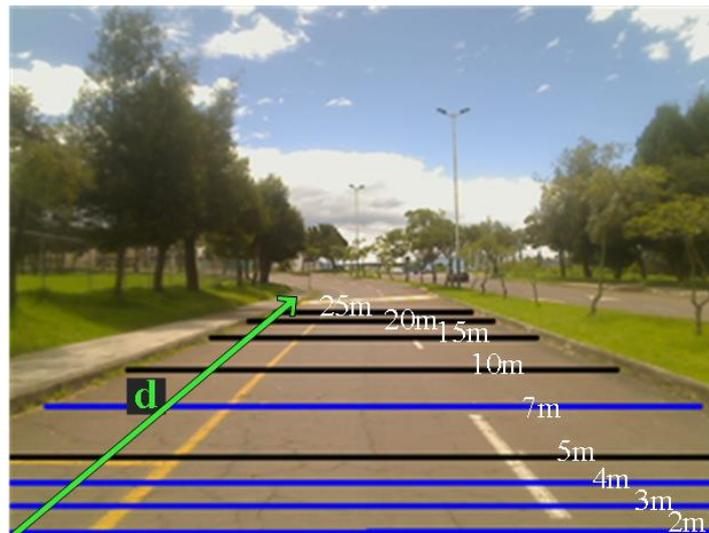
Con la cámara a 1.4 metros de altura respecto al suelo, la imagen original tiene  
640x480 píxeles

**Tabla 2**

Datos con la altura de 1.4 metros

| <b>Distancia (d)<br/>en metros</b> | <b>Escala (s)</b> | <b>Coordenada en<br/>eje Y</b> |
|------------------------------------|-------------------|--------------------------------|
| <b>2</b>                           | 0.4               | 420                            |
| <b>3</b>                           | 0.5               | 360                            |
| <b>4</b>                           | 0.6               | 322                            |
| <b>5</b>                           | 0.7               | 298                            |
| <b>7</b>                           | 0.9               | 265                            |
| <b>10</b>                          | 1.2               | 239                            |
| <b>15</b>                          | 1.7               | 216                            |
| <b>20</b>                          | 2.2               | 204                            |
| <b>25</b>                          | 2.7               | 196                            |

Datos con la altura de cámara a 1.6 metros.



**Figura 20** Imagen del plano de referencia de la carretera

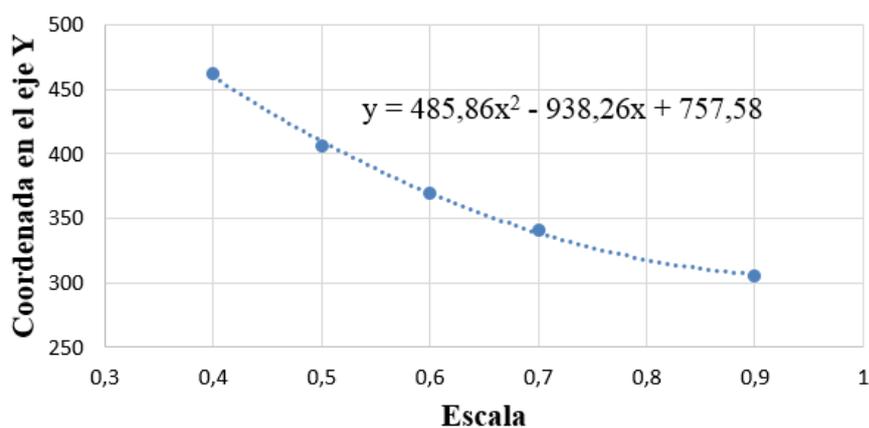
Con la cámara a 1.6 metros de altura respecto al suelo, la imagen original tiene  
640x480 píxeles

**Tabla 3**

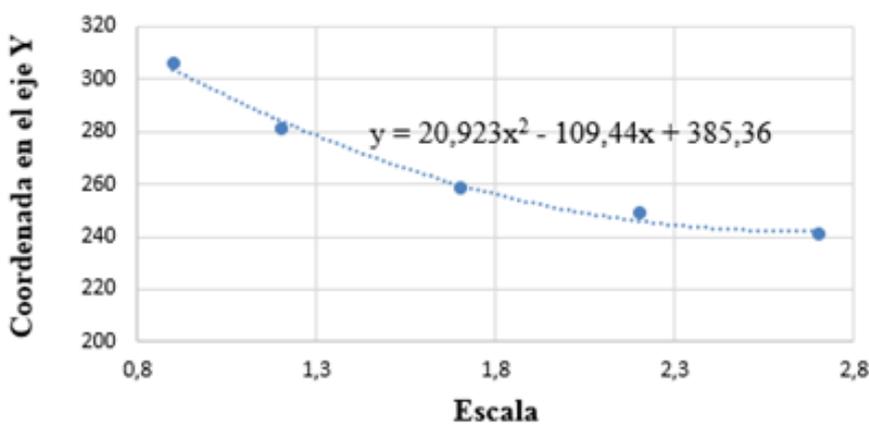
Datos con la altura de 1.6 metros

| Distancia (d)<br>en metros | Escala (s) | Coordenada en<br>eje Y |
|----------------------------|------------|------------------------|
| 2                          | 0.4        | 462                    |
| 3                          | 0.5        | 406                    |
| 4                          | 0.6        | 370                    |
| 5                          | 0.7        | 341                    |
| 7                          | 0.9        | 306                    |
| 10                         | 1.2        | 281                    |
| 15                         | 1.7        | 259                    |
| 20                         | 2.2        | 249                    |
| 25                         | 2.7        | 241                    |

Adquiridos estos datos se construyó una función de aproximación usando polinomios de segundo grado, tomando como variables de entrada la escala (eje x) y la coordenada correspondiente en Y (eje y). En las Figura 21 y Figura 22 se observan los parámetros ajustados para este caso.



**Figura 21** Función de la carretera entre 2 a 7 m para altura de 1.2 m



**Figura 22** Función de la carretera entre 7 a 25 m para altura de 1.2 m

La función de la carretera para una altura de 1.2m se expresa de la siguiente manera (1):

$$C_y(s) = \begin{cases} 579.16s^2 - 1052.3s + 757.87 & \text{si } s \leq 0.9 & \text{menor a 7m} \\ 28.468s^2 - 138.64s + 385.42 & \text{si } s > 0.9 & \text{mayor a 7m} \end{cases} \quad (1)$$

Donde:

$C_y(s)$ : Es la coordenada de posición "y" de la carretera en función de "s".

s: es la escala de referencial de la distancia.

Para obtener las funciones de carretera a alturas de 1.4m y 1.6m, se realizó de la misma manera obteniendo como resultado:

La ecuación (2) representa la función de carretera a 1.4m de altura.

$$C_y(s) = \begin{cases} 554.93s^2 - 1023.2s + 737.65 & \text{si } s \leq 0.9 & \text{menor a 7m} \\ 21.684s^2 - 114.54s + 348.41 & \text{si } s > 0.9 & \text{mayor a 7m} \end{cases} \quad (2)$$

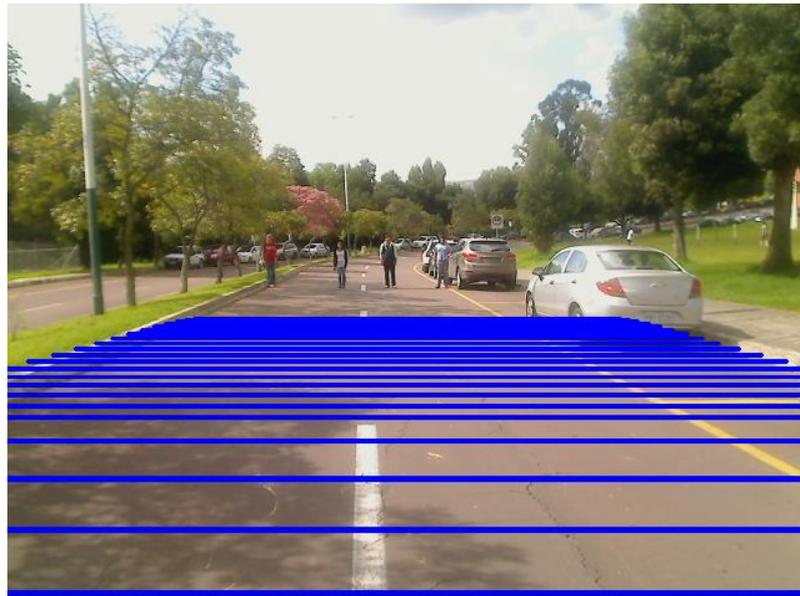
La ecuación (3) representa la función de carretera a 1.6m de altura.

$$C_y(s) = \begin{cases} 485.86s^2 - 938.26s + 757.58 & \text{si } s \leq 0.9 & \text{menor a 7m} \\ 20.923s^2 - 109.44s + 305.36 & \text{si } s > 0.9 & \text{mayor a 7m} \end{cases} \quad (3)$$

Finalmente, para obtener una sola ecuación que funcione para las tres alturas evaluadas se realizó un promedio de las componentes de cada función obteniendo como resultado:

$$C_y(s) = \begin{cases} 540s^2 - 1004s + 751 & \text{si } s \leq 0.9 & \text{menor a } 7m \\ 23s^2 - 121s + 373 & \text{si } s > 0.9 & \text{mayor a } 7m \end{cases} \quad (4)$$

En la Figura 23 se observan los resultados de aplicar (4) sobre una imagen de la carretera.



**Figura 23** Representación de  $C_y(s)$  de 2 a 20 m en intervalos de 1 m

Generada la función de la carretera, es momento de construir los hiperplanos en los cuales se va a realizar la búsqueda focalizada de peatones. Para lo cual, la altura es indispensable para evaluar la función de la calzada, así como también un ancho determinado, estas dimensiones al igual que la ecuación de la vía serán dependientes del valor de la escala y cumplirán lo siguiente:

La altura del hiperplano vendrá dado por la ecuación (5):

$$HP(s) = Cy(s) - \frac{HS}{s} \quad (5)$$

Donde:

$HP(s)$ : corresponde la altura del hiperplano en una escala determinada.

$Cy(s)$ : es la función de la carretera en una escala determinada.

$HS$  : es la altura predeterminada que irá variando en función de la escala.

$s$  : es la escala de referencial de la distancia.

El ancho del hiperplano vendrá dado por la ecuación (6).

$$WP(s) = \frac{640 - WS/s}{2} + WS/s \quad (6)$$

Donde:

$WP(s)$ : corresponde al ancho del hiperplano en una escala determinada.

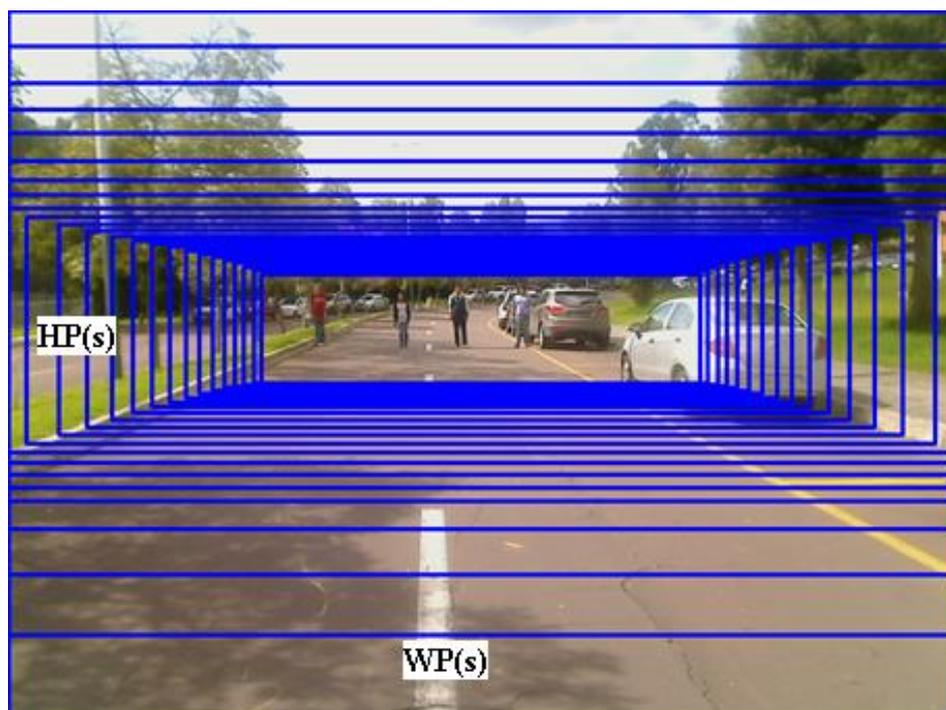
$WS$ : es el ancho predeterminado que irá variando en función de la escala.

$s$ : es la escala de referencial de la distancia.

Finalmente se asignan valores a  $HS$  y  $WS$ , para generar los hiperplanos y obtener las zonas de búsqueda de peatones. Los valores establecidos para  $HS$  y  $WS$  son: 200 y 800 (píxeles) correspondientemente, tomando como referencia el tamaño de la imagen. La Figura 24 muestra los hiperplanos que han sido generados.

Haciendo uso de (4) se generaron 12 hiperplanos para la búsqueda focalizada de peatones, para lo cual la variación del parámetro  $s$  se realizó en base a la ecuación (7) que se encarga de abarcar la mayor cantidad de distancias a analizar.

$$s(k) = 1.15^k \quad \text{para } k \in Z \ (-5:6) \quad (7)$$

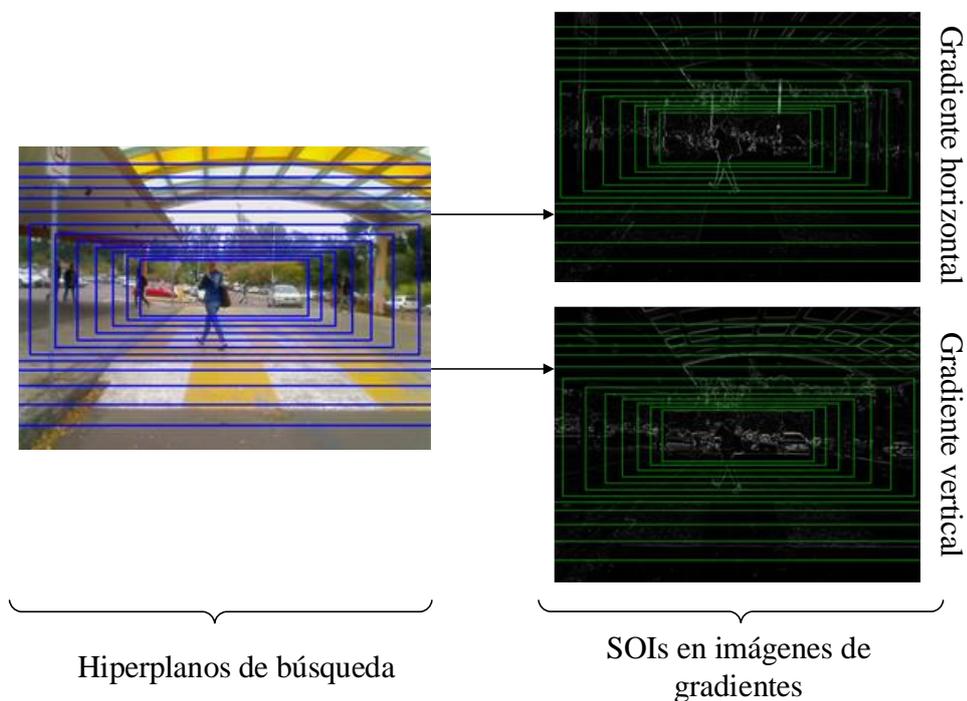


**Figura 24** Representación de los hiperplanos de búsqueda

De 2 a 20 m en intervalos de 1 m

- **Recorte y escalado de gradientes:** Con los hiperplanos generados el siguiente paso es tomar estas coordenadas de los mismos, a fin de utilizarlas en las matrices de gradientes verticales y horizontales obtenidas en la primera sub-etapa, ya que estas son las que contienen información relevante para generar ROIs de peatones. Se toman como referencia las coordenadas de los hiperplanos y se procede a extraer estos espacios de

interés en las imágenes de gradiente vertical y horizontal para su procesamiento y análisis ver Figura 25.



**Figura 25** Generación de SOIs en las imágenes  
Gradientes vertical y horizontal.

Cuando se ha extraído cada una de los espacios de interés vertical y horizontal, es necesario escalar cada una de ellas y es aquí donde ingresa la técnica de SWP, ya que en este proceso lo que se busca es mantener el tamaño de la ventana deslizante y escalar las SOIs, para siempre obtener ROIs con dimensiones de alto y ancho constante a diferentes escalas y optimizar procesamiento.

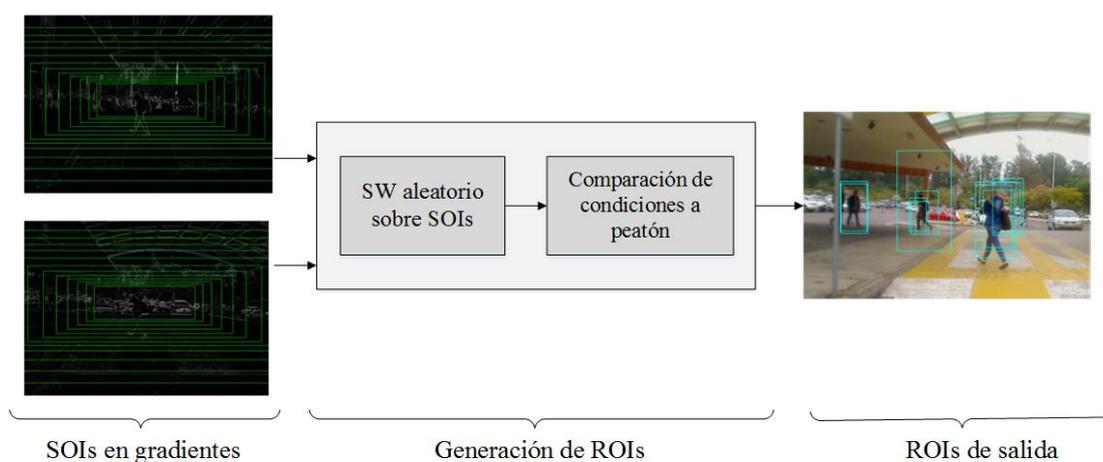
- **Imagen integral de gradientes:** Si bien al aplicar los filtros diferenciales se obtuvo matrices con información importante, es necesario buscar una manera de interpretar esta información, y para ello se hace uso de la imagen integral (López, Valveny, & Vanrell, 2012), ya que esta permite

hacer una sumatoria rápida de píxeles de toda una imagen y de esta forma dar una mejor comprensión de los datos proporcionados por la imagen.

La imagen integral se aplica a cada SOI y queda preparado para pasar a la última sub-etapa.

### 3.2.3. Generación de ROIs

Esta corresponde a la sub-etapa final, ya que en ella se obtendrán las ROIs que serán enviadas al clasificador como se muestra en la Figura 26.

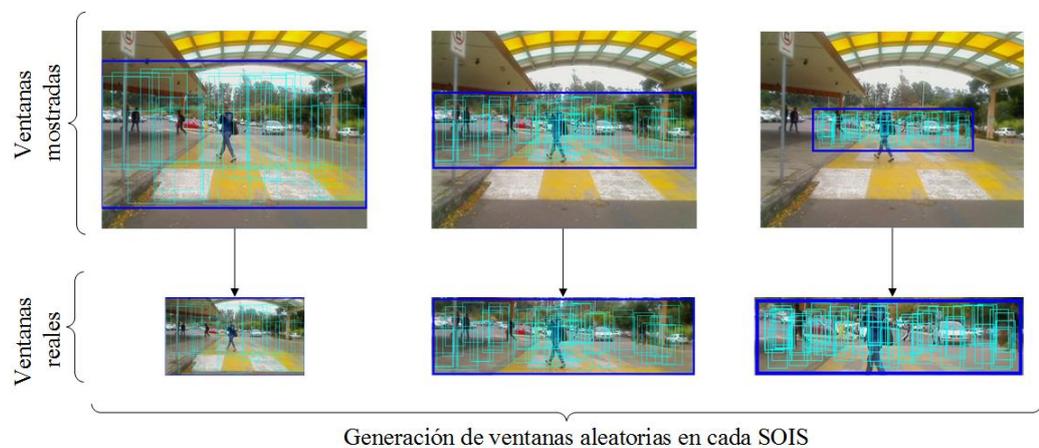


**Figura 26** Fases para la generación de ROIs sobre imágenes en el día

Para realizar la ejecución de esta sub-etapa, es necesario que la primera sub-etapa haya entregado las matrices de gradientes y la segunda sub-etapa seccione estas matrices y obtenga la imagen integral de cada SOI.

- **SW aleatorio sobre SOIs:** En esta fase se utilizará la técnica de SW, pero con la diferencia de que cada ventana será generada de forma aleatoria. Las ventanas aleatorias se distribuyen sobre cada SOI de las matrices de gradientes para hacer la búsqueda exhaustiva de peatones. La ventana deslizante cuenta con parámetros de ancho y alto fijos (64x128 píxeles), que representan la ventana canónica para figuras humanas, por lo cual se

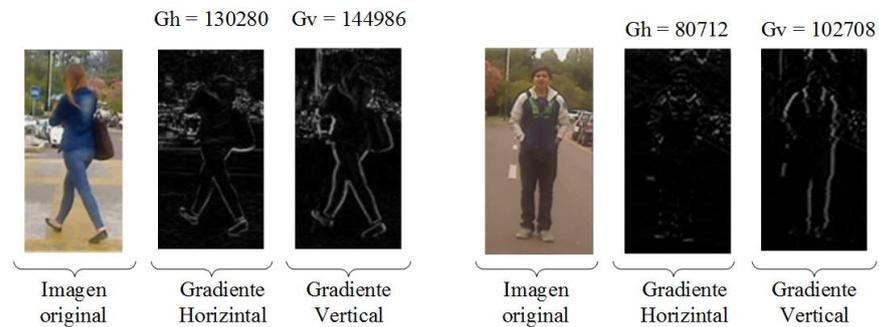
escala la SOI y la ventana deslizante se mantiene como se ve en la Figura 27, pero para efectos de visualización parece ser que la ventana es la que esta escalada.



**Figura 27** Generación de ventanas aleatorias por escala en cada SOI.

- **Comparación de condiciones de peatón:** Esta fase pretende obtener las ventanas con mayor potencial a ser peatón, para lo cual analiza la imagen integral de las matrices de gradiente vertical y horizontal de cada ventana aleatoria generada, y hace dos comparaciones importantes:

La primera comparación se basa en que la figura humana tiene más componentes de gradiente vertical que de gradiente horizontal (8), como se ve en la Figura 28, el gradiente vertical tiene mejor distinción y nitidez de la figura humana, por tanto al evaluar el valor de la imagen integral vertical con el valor de la imagen integral horizontal, se obtiene que para un peatón las componentes verticales serán mayores que las horizontales.



**Figura 28** Comparación de valores de gradiente vertical con horizontal

Es decir,

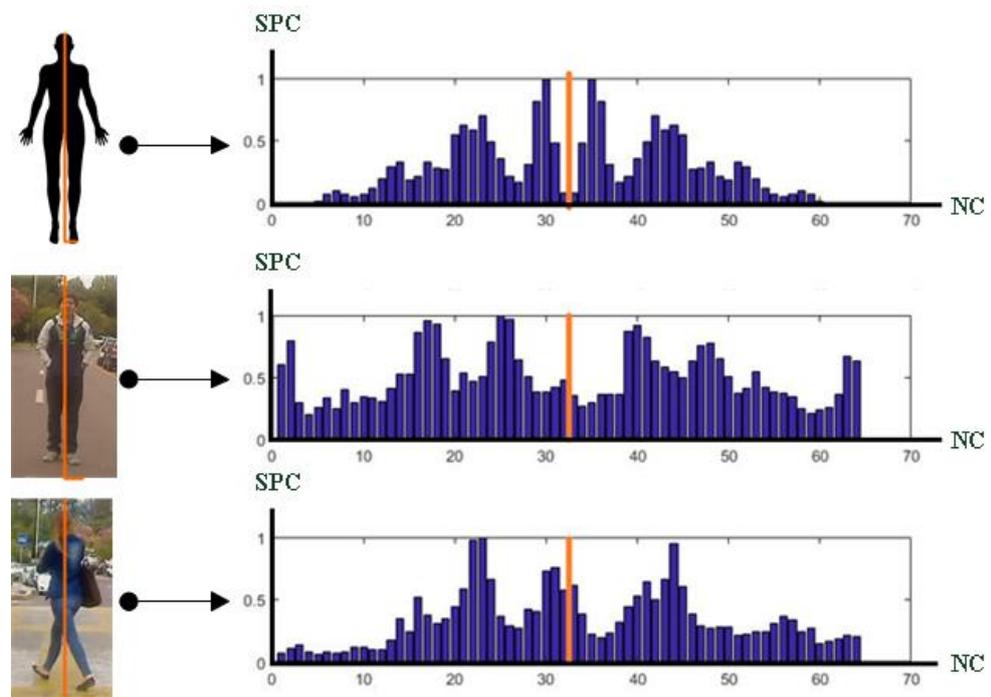
$$ROI_{ngv} \geq ROI_{ngh} \quad (8)$$

Donde:

$ROI_{ngv}$ : es el valor de la imagen integral del gradiente vertical de la ROI n.

$ROI_{ngh}$ : es el valor de la imagen integral del gradiente horizontal de la ROI n

La segunda comparación se basa en que la figura humana tiene una fuerte simetría vertical, como se observa en la Figura 29, para lo cual se evalúa nuevamente la imagen integral del gradiente vertical; se realiza la división de la imagen dividiendo por la mitad y comparando los valores de la imagen integral del lado izquierdo con el lado derecho para comprobar su proporción y simetría.



**Figura 29** Estimación de la simetría vertical de la figura humana

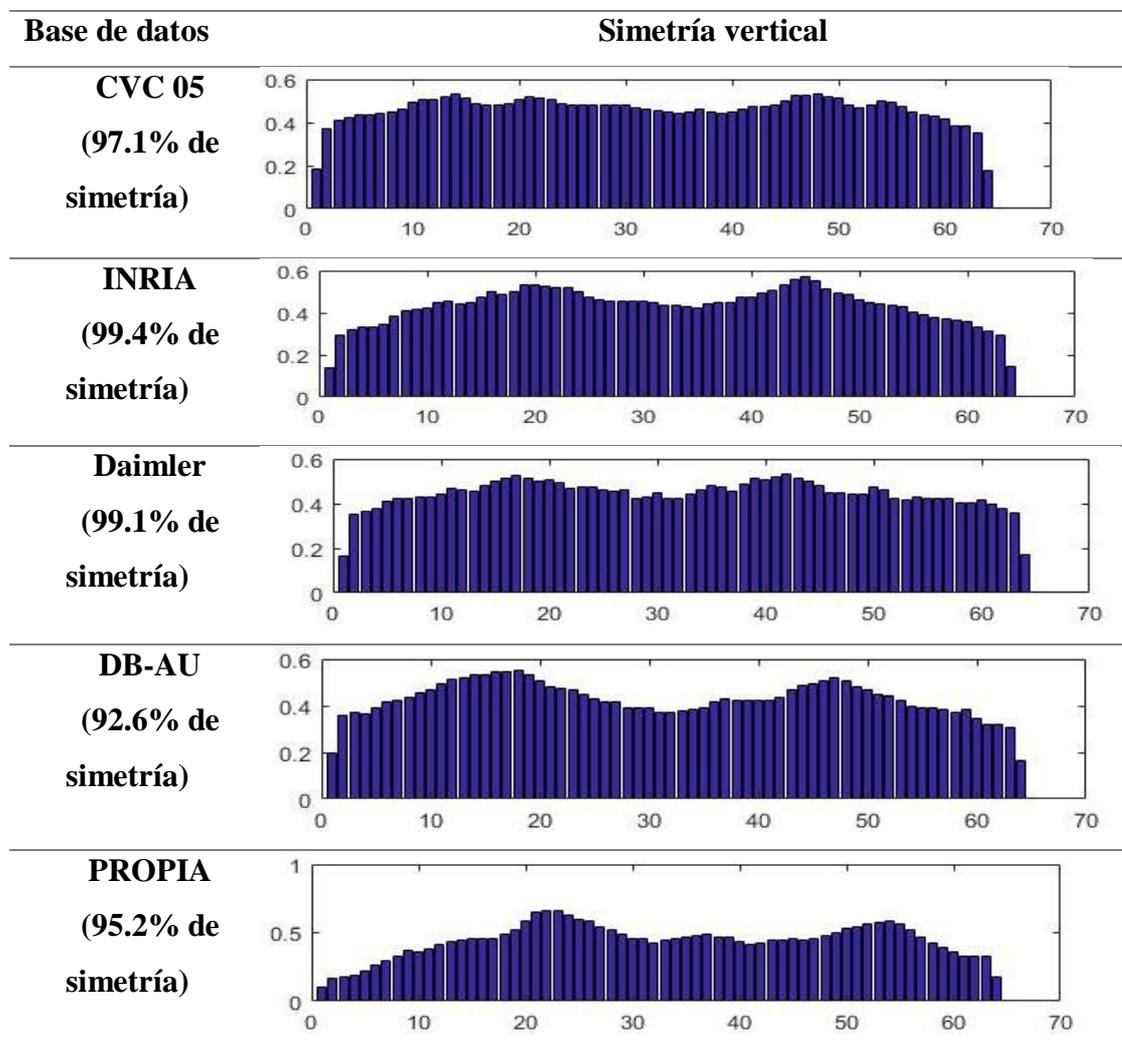
Se utiliza ROIs de 128x64 píxeles, donde NC representa el número de columnas de la ROI y APC es la sumatoria normalizada de píxeles por columna de la ROI.

La ecuación (9) representa la condición de simetría para el análisis de las bases de datos.

$$f(32 - x) = f(33 + x) \quad \text{para } x \in N \quad (0:31) \quad (9)$$

**Tabla 4:**

Simetría vertical de los peatones sobre las distintas bases de datos



CVC-05 (CVC, Computer Vision Center), INRIA (Institut National de Recherche en Informatique et Automatique), Daimler (Daimler Company), DB –AU (Base de Datos en Ambientes Urbanos), y una base de datos propia generada en ambientes de tránsito.

Al evaluar la figura humana en condiciones ideales se obtiene un fuerte grado de simetría; pero al evaluar en diferentes entornos aún mantiene esta propiedad con ciertas variaciones debido al ambiente en el que se encuentra el peatón, por lo que es necesario dar un porcentaje de variabilidad a esta condición para la generación de candidatos a peatón.

Ya que el trabajo va enfocado a peatones ocluidos, se debe ser flexible con la característica de simetría, debido a que un peatón ocluido no es completamente simétrico, por ende se da un porcentaje de aceptación para este rasgo. El porcentaje de aceptación va de acuerdo a la imagen integral de cada ROI generada y analizada, y se optó por asignar un 80% de simetría del candidato, lo cual viene dado por (10) y (11).

$$Sim(ROI_{ngv}) = \left| \frac{ROI_{ngv2} - ROI_{ngv3}}{\frac{ROI_{ngv1}}{2}} \right| * 100\% \quad (10)$$

$$100\% - Sim(ROI_{ngv}) \geq 80\% \quad (11)$$

Donde:

$Sim(ROI_{ngv})$ : es la simetría de la ventana n expresada en porcentaje.

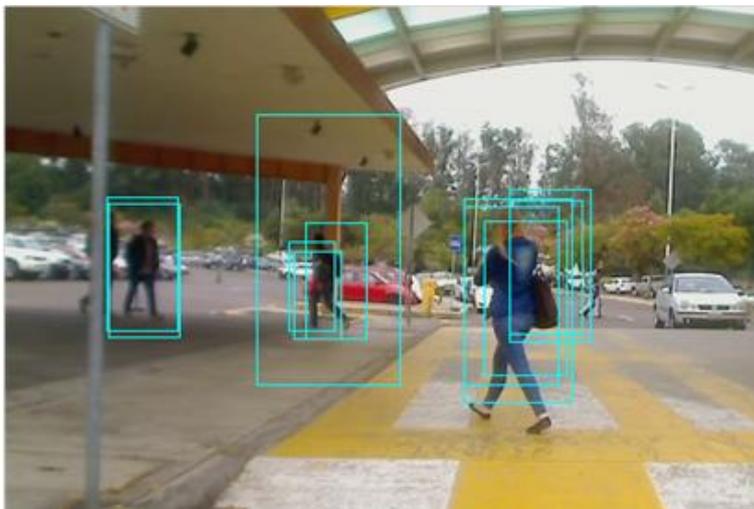
$ROI_{ngv1}$ : es el valor de la imagen integral del gradiente vertical de la ROI n.

$ROI_{ngv2}$ : es el valor de la imagen integral del gradiente vertical de la porción derecha de la ROI n.

$ROI_{ngv3}$ : es el valor de la imagen integral del gradiente vertical de la porción izquierda de la ROI n.

80%: es el porcentaje de aceptación de la ROI como candidato.

Una vez que cada ventana ha sido evaluada con las dos condiciones, se obtienen las ROIs en distintas escalas, que serán enviadas a la etapa de clasificación, ver Figura 30.



**Figura 30** ROIs generadas en la última sub-etapa

### **3.3.Conclusión**

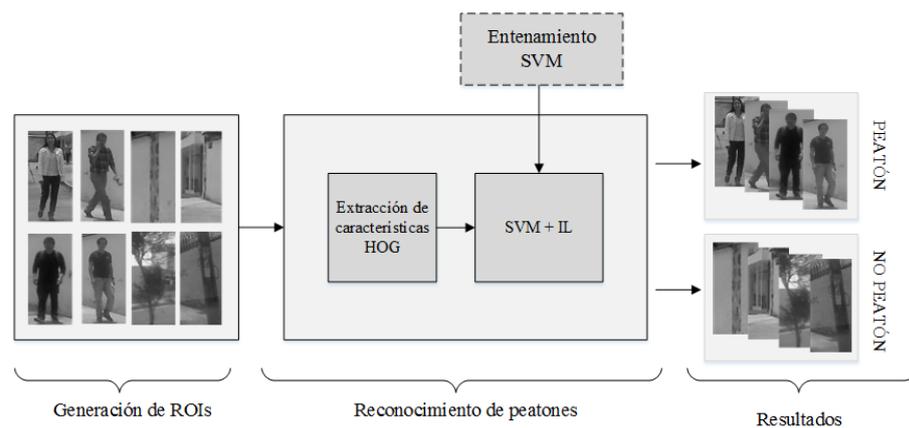
El proceso para generar ROIs consiste en preseleccionar un grupo de imágenes con alto potencial a contener un peatón, donde se ha tomado en consideración la posición de la cámara, la resolución de cámara, y distancias, para que el algoritmo sea capaz de obtener resultados aceptables.

## CAPITULO IV

### 4. RECONOCIMIENTO DE PEATONES PARCIALMENTE OCLUIDOS EN EL ESPECTRO VISIBLE

#### 4.1.Introducción

En este capítulo se desarrolla el módulo de clasificación de peatones ocluidos donde se describirá las bases de datos, el vector de características basado en HOG, el método el entrenamiento de SVM e IL. En la Figura 31 se presenta el esquema de este módulo.



**Figura 31** Clasificación de peatones

#### 4.2. División de la imagen en partes para tratar el caso de oclusión

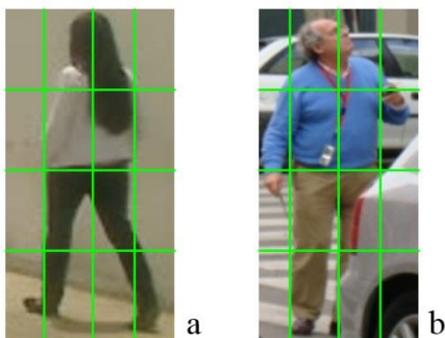
Al tratarse de peatones parcialmente ocluidos se debe considerar que partes de la imagen no proporcionan información representativa de un peatón ver Figura 32, por

esta razón se divide los posibles candidatos en partes del cuerpo humano ver Figura 33.



**Figura 32** Partes que no proporcionan información de la forma de un peatón

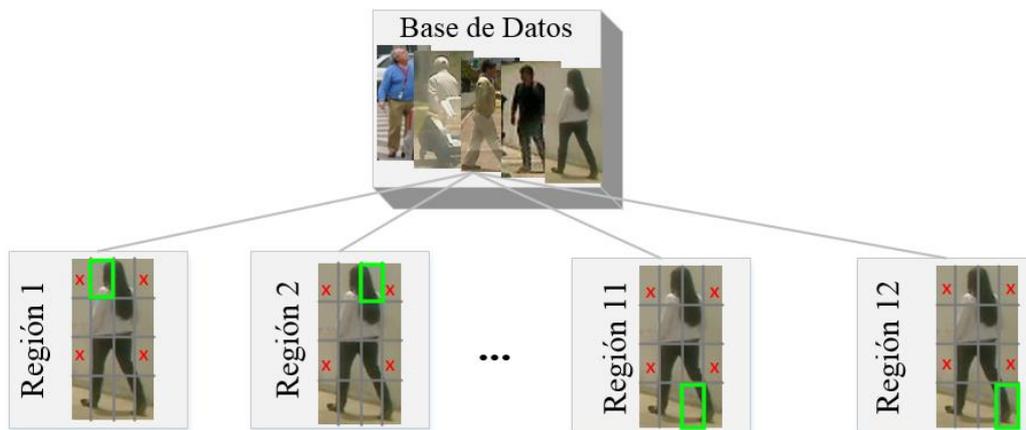
a) Sin oclusiones, b) Parcialmente ocluido



**Figura 33** División en partes del cuerpo humano

a) Peatón sin oclusiones b) Peatón parcialmente ocluido

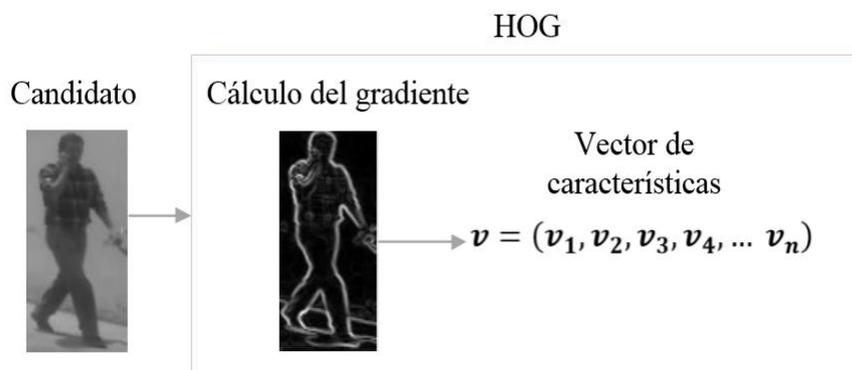
Se obtiene una base de datos (DB) total en combinación con las bases de datos INRIA, Daimler, CVC-05, DB-AU y una base de datos propia generada para este trabajo. A DB total se divide en 12 conjuntos según varias posiciones de las partes del cuerpo: cabeza, torso y extremidades ver Figura 34.



**Figura 34** Muestras positivas divididas en partes del cuerpo humano  
En color verde muestras positivas y con x roja no contienen información representativa de peatón

### 4.3.Extracción de características HOG sobre partes del cuerpo humano

El descriptor HOG permite extraer información útil de una imagen, basándose en el gradiente vertical y horizontal de cada píxel, aportando información sobre la forma del peatón (Dalal & Triggs, 2005) ver Figura 35.

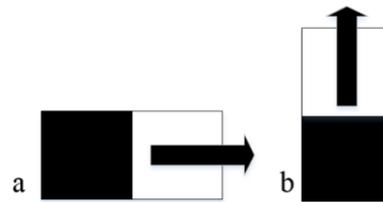


**Figura 35** Descriptor HOG

Representación de una imagen en forma de vector de longitud n (n características).

#### 4.3.1. Cálculo del gradiente

El cálculo del gradiente se basa en cambios de intensidad de los píxeles adyacentes, la Figura 36 muestra un ejemplo.



**Figura 36** Cambio de intensidad

a) Píxel horizontal b) Píxel vertical

Primero se realiza el cálculo de los gradientes horizontal ( $G_H$ ) y vertical ( $G_V$ ) usando dos filtros diferenciales (12) y (13) (Bertozzi M. , y otros, 2007).

$$F_{dGH} = \{-1 \ 0 \ 1\} \quad (12)$$

$$F_{dGV} = \begin{Bmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{Bmatrix} \quad (13)$$

Donde:

$F_{dGH}$ : es el filtro diferencial horizontal.

$F_{dGV}$ : es el filtro diferencial vertical.

El gradiente define dos valores: *la dirección* (14) en donde el cambio de intensidad es máximo y *la magnitud* (15) de esa dirección. Gráficamente la magnitud y dirección se representan como se ve en la Figura 37.

$$N_{G(x,y)} = \sqrt{G_H(x,y)^2 + G_V(x,y)^2} \quad (14)$$

$$\theta_{G(x,y)} = \text{tang}^{-1} \left( \frac{G_H(x,y)}{G_V(x,y)} \right) \quad (15)$$

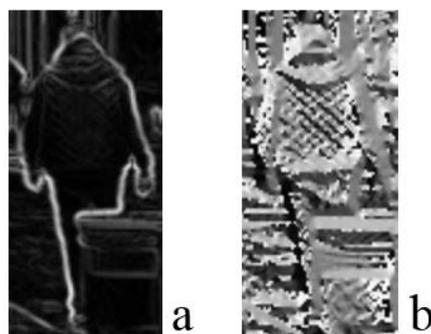
Donde:

$N_{G(x,y)}$ : es la magnitud resultante de los gradientes.

$\theta_{G(x,y)}$ : es el ángulo resultante de los gradientes.

$G_H(x,y)$ : es el gradiente horizontal obtenido con  $F_{dGH}$ .

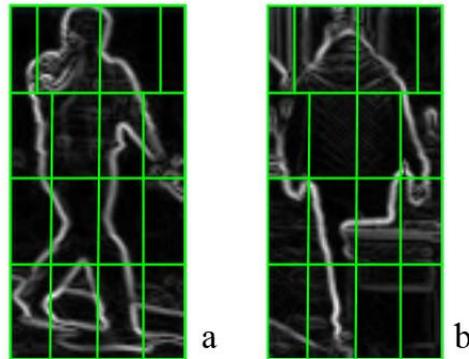
$G_V(x,y)$ : es el gradiente vertical obtenido con  $F_{dGV}$ .



**Figura 37** Peatón parcialmente ocluido

a) Magnitud b) Orientación

Para mejorar la clasificación en el caso de peatones ocluidos se divide la imagen en celdas según las partes del cuerpo humano ver Figura 38.



**Figura 38** División en celdas de la imagen del peatón

a) Sin oclusiones b) Parcialmente ocluido

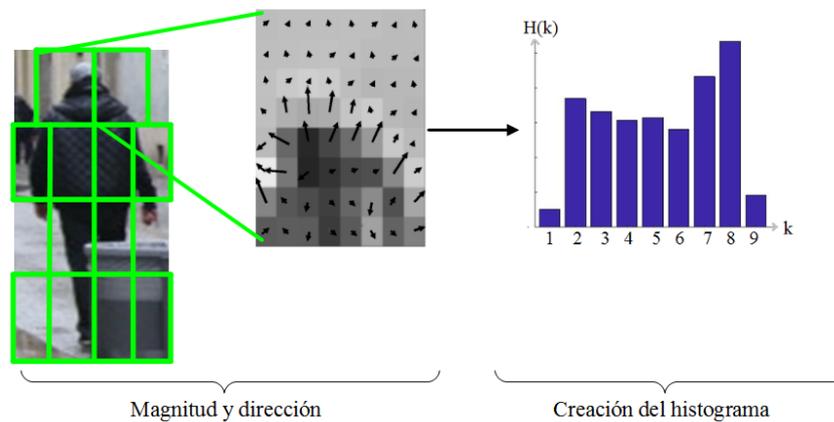
Para generar el histograma, se divide  $360^\circ$  en 9 orientaciones dando como resultado intervalos de  $40^\circ$  que van de la siguiente manera  $[-180^\circ, -140^\circ, -100^\circ, -60^\circ, -20^\circ, 20^\circ, 60^\circ, 100^\circ, 140^\circ, 180^\circ]$  ver Figura 39.

|              |              |              |             |             |            |            |             |             |             |
|--------------|--------------|--------------|-------------|-------------|------------|------------|-------------|-------------|-------------|
| 1            | 2            | 3            | 4           | 5           | 6          | 7          | 8           | 9           |             |
| $-180^\circ$ | $-140^\circ$ | $-100^\circ$ | $-60^\circ$ | $-20^\circ$ | $20^\circ$ | $60^\circ$ | $100^\circ$ | $140^\circ$ | $180^\circ$ |

**Figura 39** Intervalos de orientación entre  $-180^\circ$  y  $180^\circ$

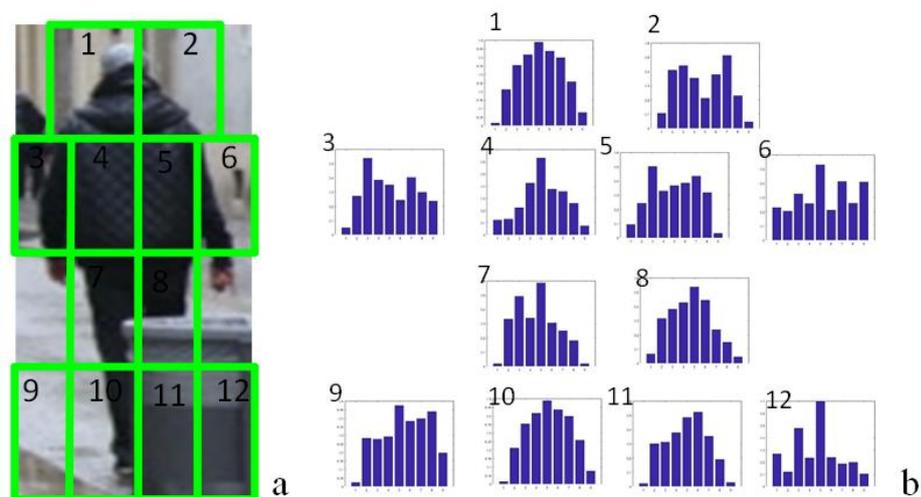
Representación del tamaño del histograma

En la Figura 40 se muestra gráficamente la magnitud y orientación que se generan en cada pixel, con esa información se crea los histogramas para cada región.



**Figura 40** Creación del histograma

Usando valores de magnitud y orientaciones (Ejemplo de la región 1)



**Figura 41** Cálculo del histograma de gradientes orientados

- a) Imagen de un peatón dividido en 12 regiones b) Histograma de gradientes orientados de cada región

#### 4.3.2. Normalización de HOG

La normalización del histograma permite reducir las variaciones de iluminación o contrastes, la ecuación (16) describe la fórmula matemática para la normalización del histograma.

$$\mathbf{v}' = \frac{\mathbf{v}}{\sqrt{\|\mathbf{v}\|^2 + \varepsilon}} \quad (16)$$

Donde:

$\mathbf{v}$ : es el vector de características.

$\mathbf{v}'$ : es el vector normalizado.

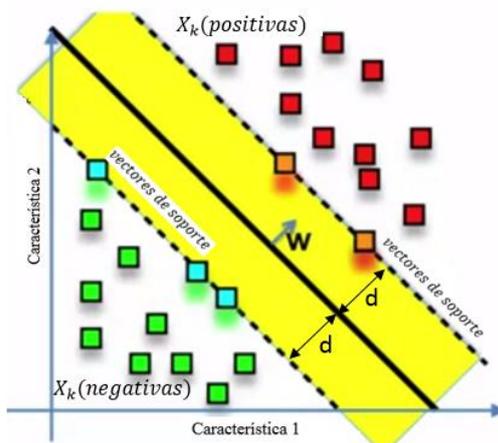
$\varepsilon$ : es épsilon para evitar divisiones por cero.

### 4.4. Clasificación de peatones parcialmente ocluidos usando SVM

#### 4.4.1. Descripción de SVM

SVM es un algoritmo de clasificación binario que busca un hiperplano óptimo como una función de decisión en un espacio. Dado un conjunto de datos iniciales se puede entrenar una SVM y crear un modelo que prediga la clase a la que pertenece una nueva muestra (Txarterina, 2013).

El método que implementa la SVM consiste en mapear  $X_k$  (muestras de entrenamiento) en un espacio de alta dimensión de acuerdo a la función  $f(X)$  ver (17).  $f(X)$  es óptima en el sentido que maximiza la distancia entre el punto más cercano  $\emptyset(X_i)$  y el hiper-plano ver Figura 42.



**Figura 42** Hiperplano SVM con dos características y kernel lineal  
Fuente (López, Valveny, & Vanrell, 2012)

Por lo tanto la función de clasificación se puede escribir como se ve en (17).

$$f(X) = \mathbf{W} \cdot \phi(X) + b \quad (17)$$

Donde:

$f(X)$ : función de clasificación

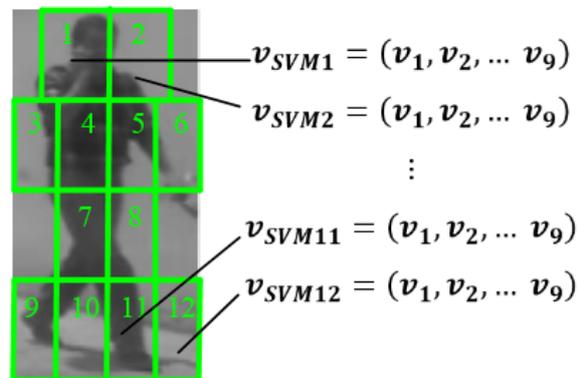
$\mathbf{W}$ : es el vector ortogonal al hiperplano.

$\phi(X)$ : función de núcleo

$b$ : coeficiente de intersección

#### 4.4.2. Entrenamiento del clasificador

Dada una imagen se entrena un clasificador SVM para cada región ver Figura 43.



**Figura 43** División final de la imagen en regiones

Para caracterizar al peatón ocluido (propuesta para este proyecto de investigación).

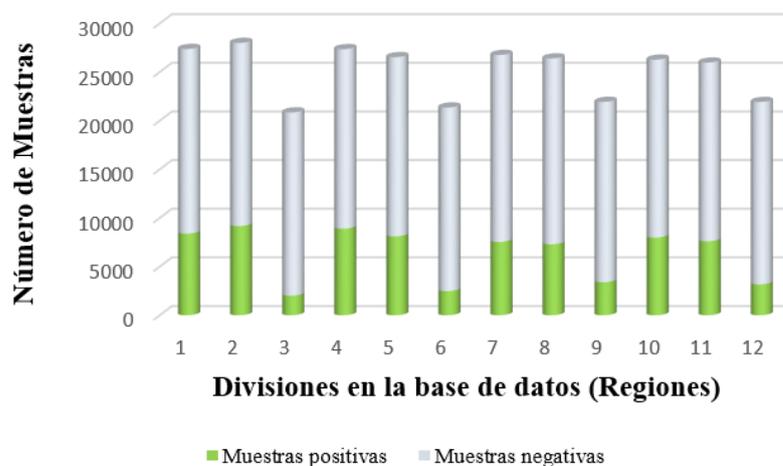
De un total de 10000 muestras positivas y 20000 muestras negativas (relación 1:2) de la combinación de las bases de datos Daimler, DB-AU, INRIA, CVC-05 y la base de datos propia. Se divide en dos grupos: muestras de entrenamiento 80% y muestras de prueba 20% ver Tabla 5.

**Tabla 5**

Distribución de la base de datos de prueba y entrenamiento

| Base de datos      |        |                    |        | Total |
|--------------------|--------|--------------------|--------|-------|
| Muestras positivas |        | Muestras Negativas |        |       |
| Entrenamiento      | Prueba | Entrenamiento      | Prueba |       |
| 8000               | 2000   | 16000              | 4000   | 30000 |

Para tratar el caso de peatones parcialmente ocluidos como se detalló en la sección 4.2. el tamaño de las bases de datos para cada región queda de la siguiente manera ver Figura 44.



**Figura 44** Distribución de la base de datos  
Según varias posiciones de las partes del cuerpo

#### 4.5. Inferencia lógica

La inferencia es un proceso del razonamiento que, consiste en obtener una conclusión final a partir de premisas iniciales (Suples & Hill) (Richardson & Domingos, 2006). “La conclusión que se obtiene se dice que es una consecuencia lógica de las premisas si cada paso que se da para llegar a la conclusión está permitido por una regla” (Suples & Hill, p. 44).

La regla de inferencia usada en este proyecto es *modus ponendo ponens* que proviene del latín y significa *afirmando afirmo* expresando que, de premisas verdaderas se obtienen sólo conclusiones verdaderas (Suples & Hill). A continuación en (18) se muestra la regla y un ejemplo.

$$\begin{array}{lll}
 P \rightarrow Q & \text{“Si llueve las calles se mojan”} & \text{premisa 1} \\
 \\
 P & \text{“¿llueve?”} & \text{premisa 2} \\
 \hline
 \therefore Q & \text{“Luego las calles se mojan”} & \text{Conclusión}
 \end{array} \quad (18)$$

Donde:

$P$ : es el primer término que antecede y afirma

$\rightarrow$  : es el término de enlace “entonces”

$Q$ : es el segundo término y necesariamente se afirma por la regla

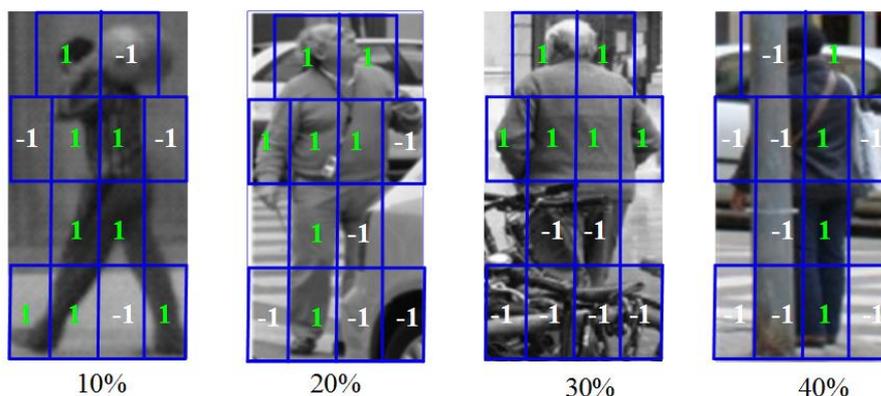
Para desarrollar el proceso de inferencia lógica en la detección de peatones parcialmente ocluidos, consideremos la forma como están trabajando los 12 modelos de clasificación SVM de forma individual. Para ello se realiza el análisis sobre la base de datos CVC-05 que tiene varios grados de oclusiones parciales. La Tabla 6 muestra el promedio de las regiones detectadas en ejemplos de peatones con oclusiones parciales.

**Tabla 6**

Promedio de las regiones detectadas

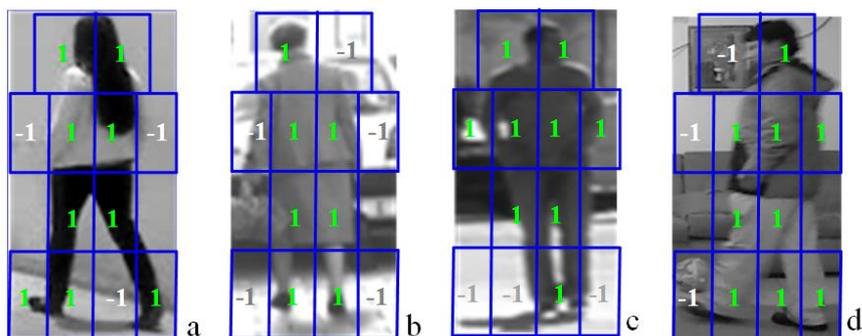
| <b>Porcentaje de oclusión</b> | <b>Promedio de regiones clasificadas (En peatones parcialmente ocluidos)</b> |
|-------------------------------|--|
| 10%                           | 8  |
| 20%                           | 7  |
| 30%                           | 6  |
| 40%                           | 4  |

La Figura 45 muestra las regiones clasificadas como positivas y negativas para diferentes porcentajes de oclusión de CVC-05, se considera como 4 el número mínimo de regiones verdaderas para que una ventana sea considerada peatón como se ve en la Tabla 6 con 40% de oclusión.



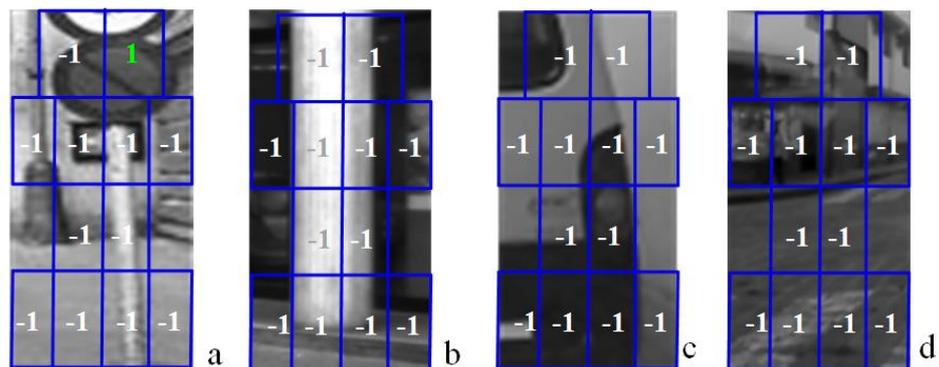
**Figura 45** Resultados de clasificación de los SVM  
Sobre peatones parcialmente ocluidos.

Para los peatones que no tienen oclusiones parciales el promedio de regiones que son verdaderas para ser peatón son 7 como se ve en la Figura 46.



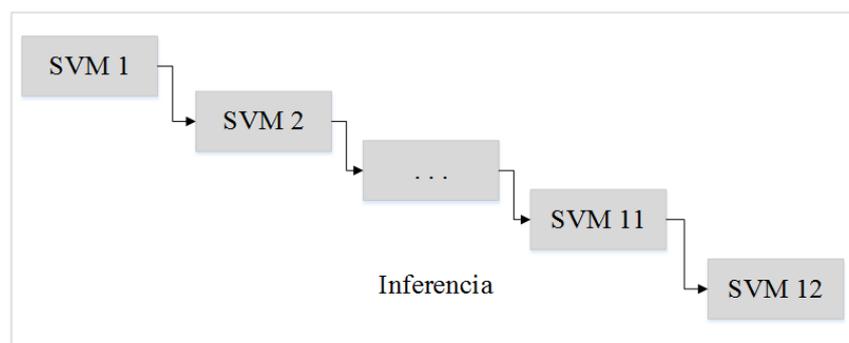
**Figura 46** Resultados de clasificación de los 12 modelos SVM  
Sobre peatones sin oclusiones parciales

También se realizó este análisis para los casos de ventanas que no contengan un peatón, la Figura 47 muestra como los resultados de clasificación de los 12 modelos son negativos para la mayoría, excepto en casos que sean clasificados como falsos positivos como se ve en la Figura 47a la región 2.



**Figura 47** Resultados de clasificación SVM sobre muestras negativas

Las regiones se clasifican individualmente en cascada una tras otra como se ve en la Figura 48 desde el modelo de clasificación SVM Región 1 hasta SVM Región 12. Este orden servirá para posteriormente hallar las premisas iniciales de la inferencia.



**Figura 48** Recorrido en cascada de los modelos de clasificación

Una vez analizado cómo funcionan individualmente los modelos de clasificación de cada región, se genera la premisa inicial para considerar una ventana como peatón. De lo mencionado anteriormente en la Tabla 6 consideramos 4 celdas clasificadas positivamente como peatón, las cuales no necesariamente deben ser adyacentes ver Figura 49. Lo que significa que cada respuesta de los clasificadores tendrá un peso (1 para positivas y 0 para negativas) y se irá guardando hasta verificar que cumple con las cuatro celdas clasificadas como verdaderas ver (19), en caso de

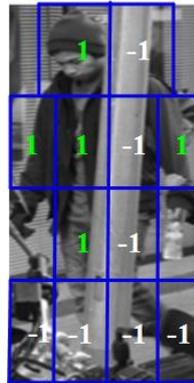
no tener más de cuatro regiones clasificadas como positivas la muestra se considera un no peatón.

$$\omega_T = \sum_{n=1}^{12} (\omega_n SVM_n) \quad (19)$$

Donde

$\omega_n$  : es el peso de IL

$SVM_n$ : es la respuesta del clasificador sobre la región  $n$ , para  $n = 1, \dots, 12$



**Figura 49** Peatón parcialmente ocluido

La premisa inicial que se usa para considerar a una ventana como peatón es la que se muestra en (20).

|                      |            |      |
|----------------------|------------|------|
| $4SVM \rightarrow P$ | premisa 1  |      |
| $4SVM$               | premisa 2  | (20) |
|                      |            |      |
| $\therefore P$       | Conclusión |      |

Donde:

$4SVM$ : son cuatro modelos de clasificación positivos equivalente a  $\omega_T = 4$

$P$ : Peatón

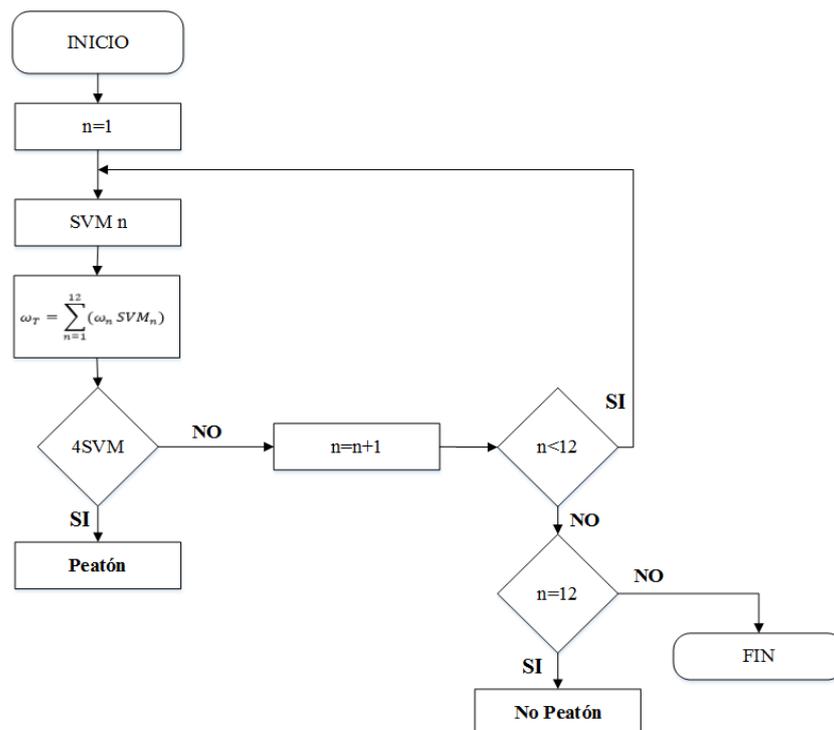
Expresando en lógica de primer orden mediante predicados tenemos que si cuatro regiones fueron clasificadas como verdaderas *entonces* es peatón

La Figura 50 presenta los resultados de los modelos SVM + IL, en Figura 50a se evidencia que la inferencia analiza hasta la región 5, porque cumple la premisa inicial y se afirma que es un peatón. En Figura 50b la inferencia analiza hasta la región 8 por tratarse de un peatón con oclusión parcial, varias regiones dieron como negativos.



**Figura 50** Ejemplo del resultados de los 12 clasificadoras + IL  
 a) Peatón sin oclusiones b) Peatón parcialmente ocluido

En la Figura 51 se detalla el diagrama de flujo que se implementó para unir los 12 clasificadores mediante inferencia lógica. El algoritmo está diseñado de forma que interrumpa el análisis de los clasificadores una vez que cumpla con la premisa para ahorrar tiempo de cómputo.



**Figura 51** Diagrama de flujo IL

#### 4.6. Conclusión

En este capítulo se presentó un método de clasificación donde se desarrolló la creación de 12 regiones que caracterizan a los peatones bajo oclusión parcial, luego a través del descriptor HOG se obtuvo el vector de características de cada una de ellas, para luego entrenar los clasificadores SVM. Posteriormente estos modelos SVM se unen en cascada usando IL para generar un clasificador final.

## CAPITULO V

### 5. PRUEBAS Y RESULTADOS

La evaluación de los algoritmos será en tres fases, usando un conjunto de bases de datos estándar.

#### 5.1. Herramientas para evaluación del detector

##### 5.1.1. Bases de datos

Para el desarrollo y evaluación de las etapas generación de ROIs y clasificación se usaron las siguientes bases de datos: Daimler (Enzweiler & Gavril, 2009), INRIA (Dalal, 2006), DB –AU (Flores, Robayo, & Saa, 2015), CVC-05 (Marín, Vázquez, López, Amores, & L.I. Kuncheva, 2013) y una base de datos propia generada en ambientes de tránsito.

##### 5.1.2. Curvas ROC

Las curvas ROC se definen por la tasa de falsos positivos (en el eje x) y la tasa de verdaderos positivos (en el eje y), estas curvas se realizaron sobre las bases de datos antes mencionadas y para peatones ocluidos se generaron oclusiones parciales sobre las mismas (Olmeda, Armingol, & Escalera, 2013) (Shashua, Gdalyahu, & Hayun, 2004)

##### 5.1.3. Tasa de error versus FPPI (Falsos positivos por imagen)

El algoritmo tiene detecciones consideradas como verdaderas negativas y falsas positivas, para evaluar estos casos se usa la gráfica de tasa de error versus FPPI que está basada en un área de solapamiento entre las regiones con la ubicación verdadera del peatón  $B_{gt}$  (Bounding Box Ground True) y las regiones detectadas por el algoritmo  $B_p$  (Bounding Box Pedestrian Detected) ver (21) (Dollár, Wojek, Schiele, & Perona, 2009) (Olmeda, Armingol, & Escalera, 2013) ver Figura 52.

$$a_0 = \frac{\text{area}(B_p \cap B_{gt})}{\text{area}(B_p \cup B_{gt})} \quad (21)$$

Donde:

$B_{gt}$  : son las regiones con la ubicación verdadera del peatón (Bounding Box Ground True)

$B_p$  : son las regiones detectadas por el algoritmo (Bounding Box Pedestrian Detected)



**Figura 52** Regiones con ubicación verdadera y detectada de peatones  $B_{gt}$  (color rojo), regiones detectadas por el algoritmo  $B_p$  (color azul).

## 5.2.Evaluación del método de generación de ROIs

Actualmente no existe un método definido para evaluar la generación de ROIs (Kim & Lee, 2013), ya que por sí solo es muy complicado tener parámetros ideales o referenciales para realizar este tipo de medida.

Para obtener resultados apreciables, se ha tomado en cuenta la cantidad de ventanas que se generan, las mismas que mediante el proceso de filtraje se van eliminando y dan como resultado las ROIs con alto potencial a tener un peatón, como se ve en Figura 53.

Entonces para obtener una medida en porcentaje de las ROIs que pasan a la siguiente etapa, se ha tomado la cantidad de ventanas filtradas en relación al total de ventanas generadas (22) :

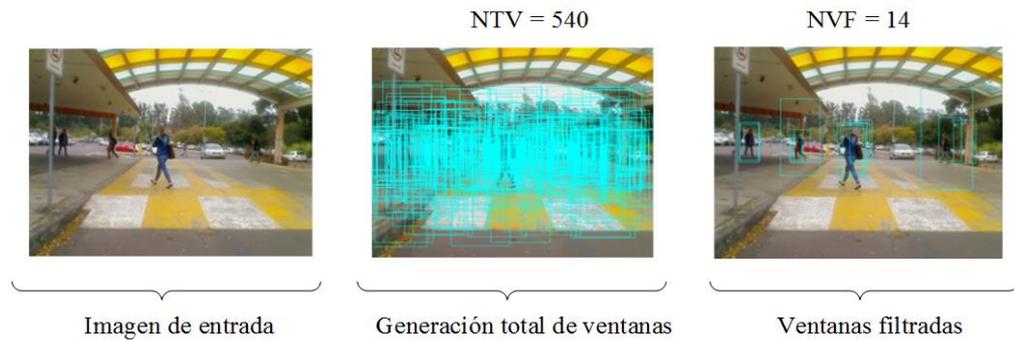
$$RG\% = \frac{NFV}{NTV} * 100 \quad (22)$$

Donde:

*RG%*: es el porcentaje de ROIs filtradas con posibilidad a contener un peatón en un fotograma.

*NFV*: es el número de ventanas filtradas con posibilidad a tener un peatón.

*NTV*: es el número total de ventanas generadas usando SWP en un fotograma, como se mencionó en el capítulo 3.



**Figura 53** Resultados de generación de ROIs en un fotograma.

En (23) se describe el porcentaje de ROIs filtradas con posibilidad a contener peatones, para un fotograma.

Por ejemplo, si  $NTV = 540$  y  $NFV=14$  se tiene;

$$RG\% = \frac{14}{540} * 100 = 2.6\% \quad (23)$$

Además se comprobó cuantas de las ROI filtradas realmente contenían un peatón, haciendo uso de (24) (Kim & Lee, 2013). La misma que evalúa las ROI filtradas (celeste), ver Figura 54a, con respecto a la ROI real que contiene el peatón (azul), ver Figura 54b, adquiriendo como ROI válida (celeste) a aquella que cumple con tener un coeficiente mayor a 0,5 y como ROI errónea (roja) a la que no sobrepasa el umbral.

$$0.5 < \frac{area(B_{ROI} \cap B_{gt})}{area(B_{ROI} \cup B_{gt})} \quad (24)$$

Donde:

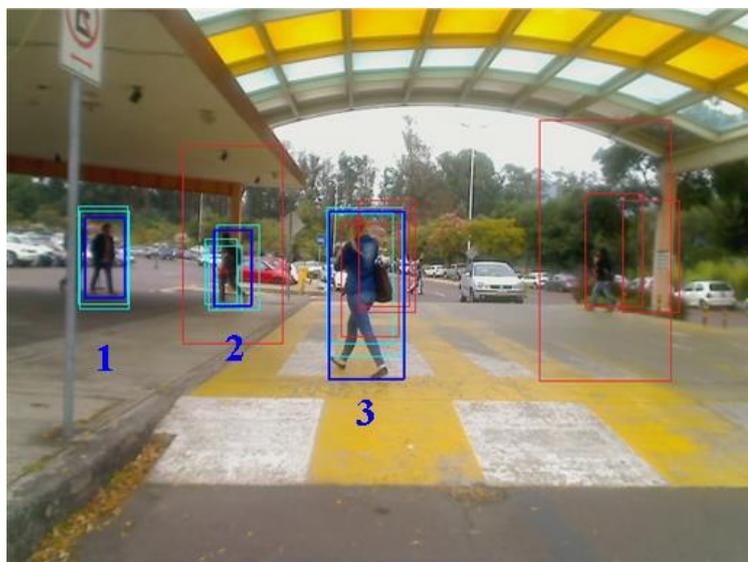
$B_{ROI}$  : es la ventana de ROI filtrada (celeste).

$B_{gt}$  : es la ventana real que contiene el peatón (azul).



**Figura 54** Resultados de ROIs filtradas válidas

Continuando con el ejemplo anterior, se observa que para el fotograma analizado, 7 ROIs son erróneas (rojas) y 7 ROIs son válidas (celestes), de las cuales 2 ROIs pertenecen al primer peatón, 3 ROIs al segundo, y 2 ROIs al tercer peatón, como se muestra en la Figura 55 y en la Tabla 7.



**Figura 55** Comprobación de ROIs válidas en un fotograma.

Para la comprobar que una ROI es válida se toma cada ROI filtrada y se compara con cada peatón existente (1, 2, 3) y se aplica (24), como se aprecia en la Tabla 7.

**Tabla 7**

Comprobación de ROIs válidas en un fotograma.

| <b>ROIs filtradas</b> | <b>Peatón 1</b> | <b>Peatón 2</b> | <b>Peatón 3</b> |
|-----------------------|-----------------|-----------------|-----------------|
| <b>1</b>              | 0.87            | 0               | 0               |
| <b>2</b>              | 0.79            | 0               | 0               |
| <b>3</b>              | 0               | 0.58            | 0               |
| <b>4</b>              | 0               | 0.61            | 0               |
| <b>5</b>              | 0               | 0.72            | 0               |
| <b>6</b>              | 0               | 0.21            | 0               |
| <b>7</b>              | 0               | 0               | 0.62            |
| <b>8</b>              | 0               | 0               | 0.74            |
| <b>9</b>              | 0               | 0               | 0.47            |
| <b>10</b>             | 0               | 0               | 0.32            |
| <b>11</b>             | 0               | 0               | 0.26            |
| <b>12</b>             | 0               | 0               | 0               |
| <b>13</b>             | 0               | 0               | 0               |
| <b>14</b>             | 0               | 0               | 0               |
| <b>Núm. ROIs</b>      | <b>2</b>        | <b>3</b>        | <b>2</b>        |
| <b>ROIs válidas</b>   | <b>7</b>        |                 |                 |

Por medio del ejemplo desarrollado se concluye que, de las 540 ventanas generadas, 526 ventanas se eliminan, se filtran 14 ventanas con posibilidad a contener un peatón, pero 7 ROIs de ellas contienen ciertamente peatones. Lo cual expresado en porcentajes representa lo siguiente: 2.6% corresponde a las ROIs filtradas que van al clasificador, pero el 1.3% realmente contiene un peatón, y el 97.4% de ventanas fueron eliminadas con la etapa de generación de ROIs.

Para obtener valores de medida más reales del generador de ROIs, se ha realizado la evaluación para varios videos, tomando en cuenta la cantidad de fotogramas de

cada uno y el número de peatones por fotograma, a fin de calcular el desempeño mediante un promedio que sea representativo de cada video, ver Tabla 8.

**Tabla 8**

Evaluación de la generación de ROIs en videos.

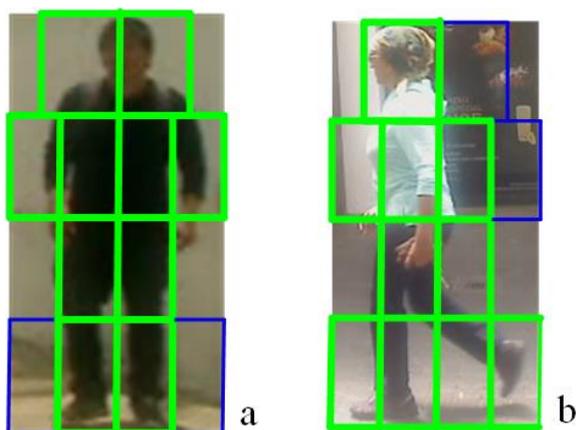
| <b>VIDEO</b> | <b>Núm. de<br/>Fotogramas</b> | <b>Prom.<br/>Peatones<br/>por<br/>fotograma</b> | <b>Núm. y %<br/>total de<br/>ventanas<br/>por<br/>fotograma</b> | <b>Prom. y<br/>% de<br/>ventanas<br/>eliminadas<br/>por<br/>fotograma</b> | <b>Prom. y<br/>% de<br/>ventanas<br/>filtradas<br/>por<br/>fotograma</b> | <b>Prom. y<br/>% de<br/>ventanas<br/>con<br/>peatón<br/>por<br/>fotograma</b> |
|--------------|-------------------------------|---|---|---|--|---|
| <b>1</b>     | 756                           | 2.78  | 540   | 520.1   | 19.9   | 7.41  |
|              |                               |   | <b>100.00%</b>  | <b>96.31%</b>   | <b>3.69%</b>   | <b>1.37%</b>  |
|              |                               |   | 1170  | 1127.16   | 42.84  | 15.82   |
|              |                               |   | <b>100.00%</b>  | <b>96.34%</b>   | <b>3.66%</b>   | <b>1.35%</b>  |
|              |                               |   | 1800  | 1734.5  | 65.5   | 25.43   |
| <b>2</b>     | 429                           | 2.92  | 540   | 513.2   | 26.8   | 10.12   |
|              |                               |   | <b>100.00%</b>  | <b>95.04%</b>   | <b>4.96%</b>   | <b>1.87%</b>  |
|              |                               |   | 1170  | 1112.73   | 57.27  | 20.86   |
|              |                               |   | <b>100.00%</b>  | <b>95.11%</b>   | <b>4.89%</b>   | <b>1.78%</b>  |
|              |                               |   | 1800  | 1711.54   | 88.46  | 35.31   |
| <b>3</b>     | 849                           | 2.42  | 540   | 521.25  | 18.75  | 6.97  |
|              |                               |   | <b>100.00%</b>  | <b>96.53%</b>   | <b>3.47%</b>   | <b>1.29%</b>  |
|              |                               |   | 1170  | 1135.08   | 34.92  | 13.24   |
|              |                               |   | <b>100.00%</b>  | <b>97.02%</b>   | <b>2.98%</b>   | <b>1.13%</b>  |
|              |                               |   | 1800  | 1746.66   | 53.34  | 20.86   |
|              |                               |   | <b>100.00%</b>  | <b>97.04%</b>   | <b>2.96%</b>   | <b>1.16%</b>  |

Al analizar y promediar los porcentajes de la Tabla 8 se puede concluir que del 100% de ROIs generadas, el 96.09% de ellas son eliminadas, el 3.91% son filtradas y van a la etapa de clasificación, y el 1.48% de ellas realmente contiene un peatón potencial.

### 5.3. Evaluación del método de clasificación

El método para evaluar la clasificación del algoritmo es mediante curvas ROC. Y para medir la calidad del detector se utiliza la tasa de error versus FPPI.

Como se observa en la Tabla 9 la distribución de las muestras en las distintas divisiones tiene variaciones en el número de ejemplos positivos y negativos, esto se debe a que se separó de cada grupo las muestras que no eran representativas. Las variaciones en los valores de las muestras positivas y negativas se debe a que para cada región de la base total se conservan las muestras que corresponden a esa región como se ve en la Figura 56 a) y b) proporcionan muestras positivas a la región 1, por otra parte a) proporciona información a la región 2 y en b) se descarta esa región como muestra positiva de región 2 (derecha de la cabeza).



**Figura 56** Muestras de las bases de datos  
Proporcionan diferentes tamaños a las regiones.

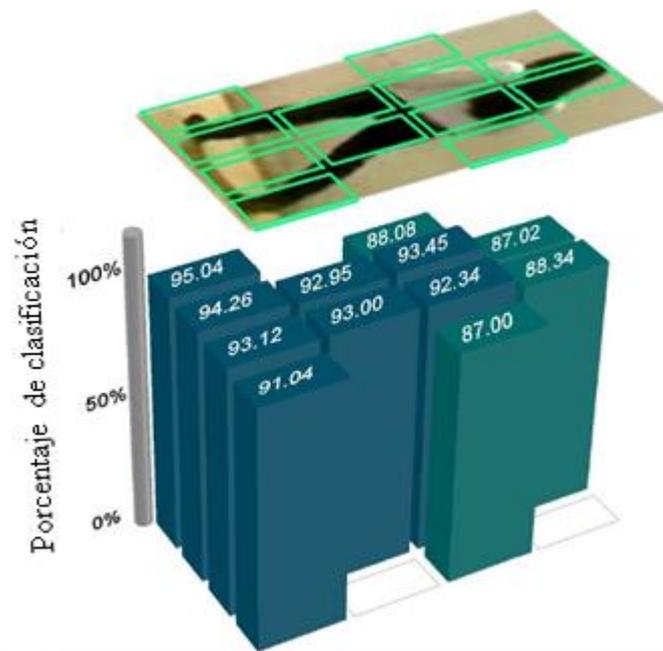
En los grupos Región 3, Región 6, Región 9 y Región 12 se ve que tienen menor número de ejemplos porque pocas muestras de la base de datos llenan esos espacios con partes del peatón.

**Tabla 9**

Distribución de las bases de datos y porcentaje de clasificación

| No. Región | BASE DE DATOS      |                    | TOTAL | Porcentaje de clasificación |
|------------|--------------------|--------------------|-------|-----------------------------|
|            | Muestras positivas | Muestras negativas |       |                             |
| 1          | 8393               | 18982              | 27375 | 87.02%                      |
| 2          | 9170               | 18833              | 28003 | 88.34%                      |
| 3          | 2014               | 18840              | 20854 | 88.08%                      |
| 4          | 8906               | 18452              | 27358 | 93.45%                      |
| 5          | 8111               | 18427              | 26538 | 92.34%                      |
| 6          | 2487               | 18870              | 21357 | 87.00%                      |
| 7          | 7544               | 19216              | 26760 | 92.95%                      |
| 8          | 7296               | 19110              | 26406 | 93.00%                      |
| 9          | 3404               | 18534              | 21938 | 95.04%                      |
| 10         | 7990               | 18284              | 26274 | 94.26%                      |
| 11         | 7611               | 18371              | 25982 | 93.12%                      |
| 12         | 3175               | 18751              | 21926 | 91.04%                      |

En la Figura 57 se muestra los porcentajes de clasificación de acuerdo a las 12 regiones de la Tabla 9 según las partes del cuerpo humano.

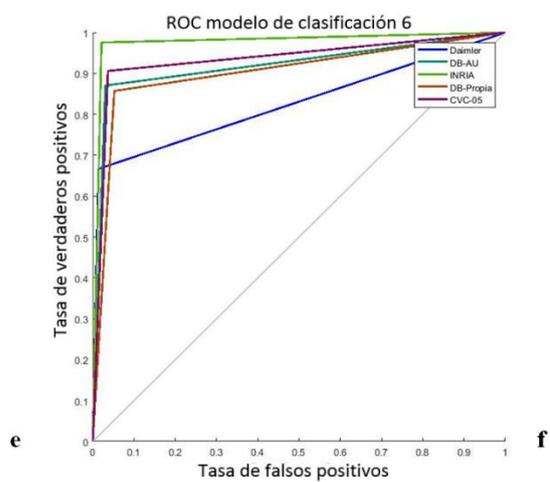
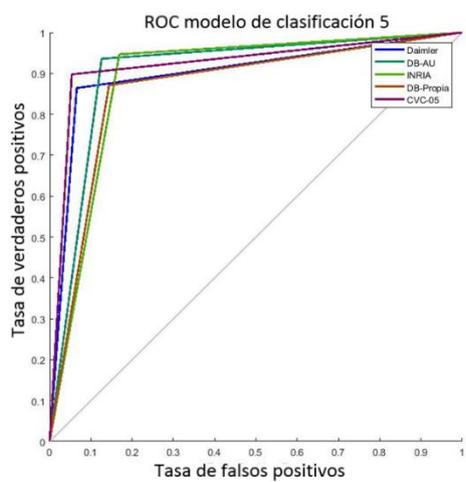
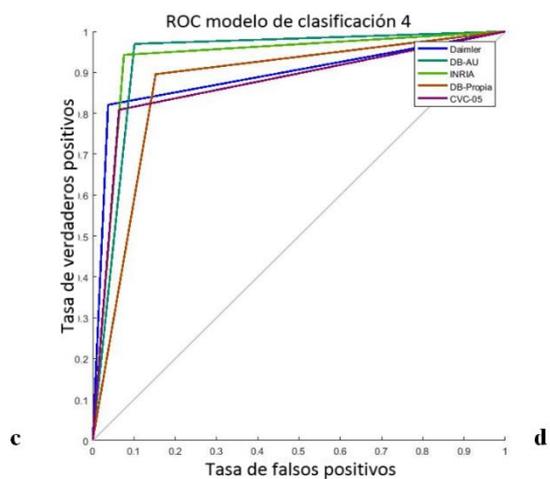
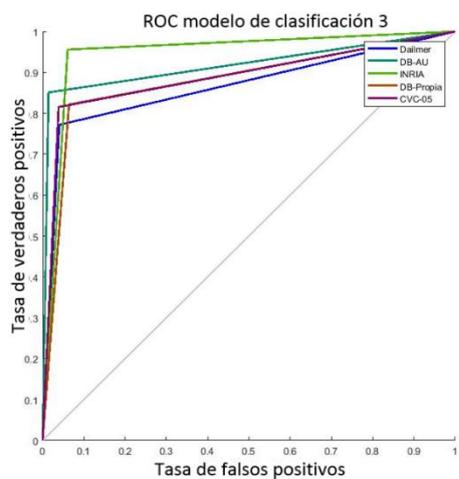
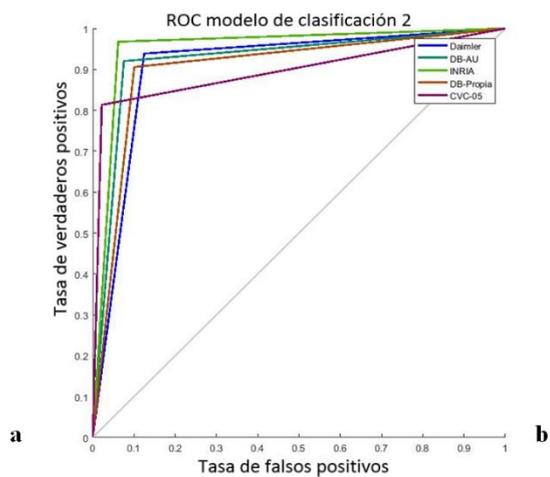
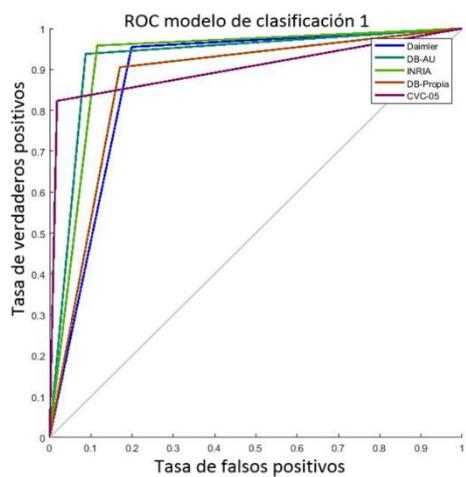


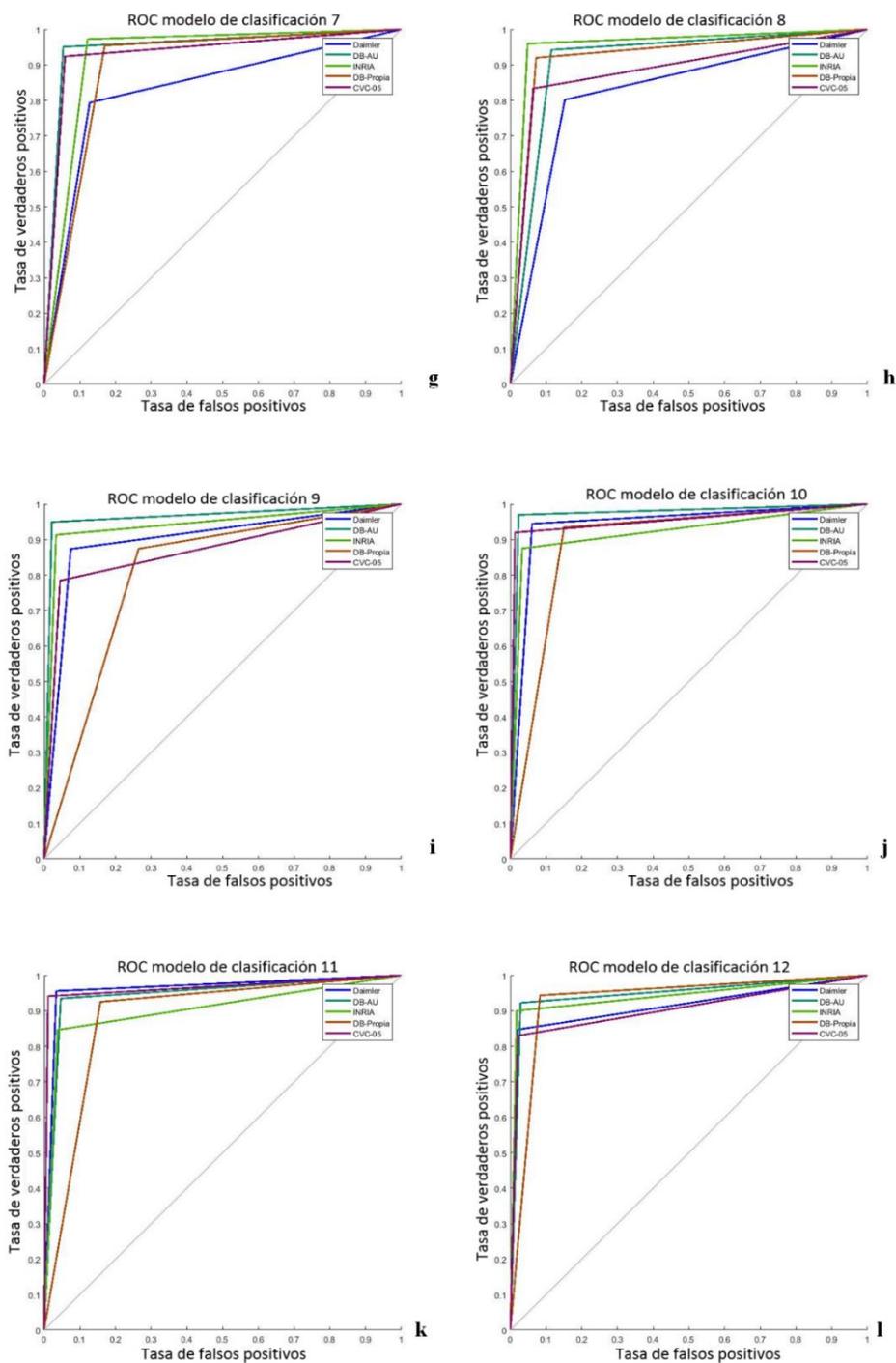
**Figura 57** Porcentajes de clasificación

Sobre cada una de las partes del cuerpo humano del diseño del clasificador.

### 5.2.2 Curvas ROC

La Figura 58 muestra las curvas ROC de los 12 modelos de clasificación de cada región. Cada región como se mencionó en la Tabla 9 tiene diferentes tamaños de muestras por lo que se aprecian variaciones entre los resultados de las regiones. En las regiones 1 y 2 correspondiente a la Figura 58 a) y b) la tasa de falsos positivos se encuentra por 0.8





**Figura 58** Curvas ROC modelos de clasificación

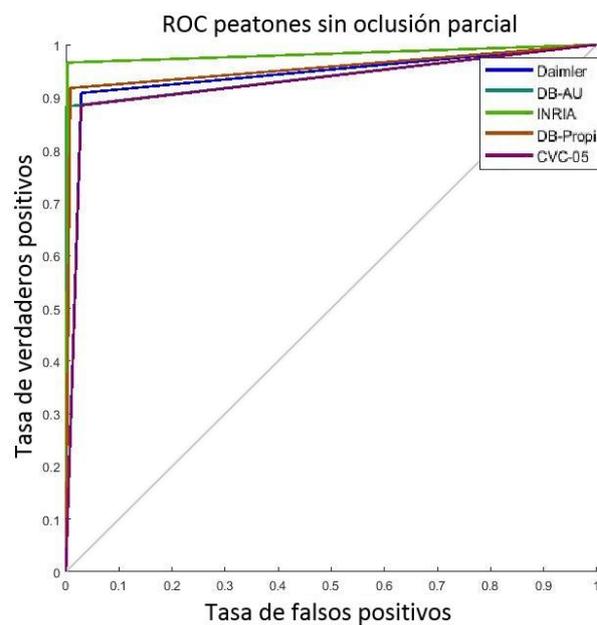
Sobre bases de datos Daimler, DB-AU, INRIA, DB-Propia, CVC-05 a) Región 1  
 b) Región 2 c) Región 3 d) Región 4 e) Región 5 f) Región 6 g) Región 7 h) Región  
 8 i) Región 9 j) Región 10 k) Región 11 l) Región 12

En la Figura 60 se muestra las curvas ROC para peatones sin oclusiones parciales, excepto en la base de datos CVC-05 que tiene varios tipos de oclusiones sin porcentajes definidos. En la Figura 61 se presentan las curvas ROC sobre oclusiones parciales de 10%, 20%, 30% y 40% generadas sobre las bases de datos originales. Un ejemplo de las oclusiones se aprecia en la Figura 59 mostrando que las oclusiones se generaron aleatoriamente en distintas partes del peatón.



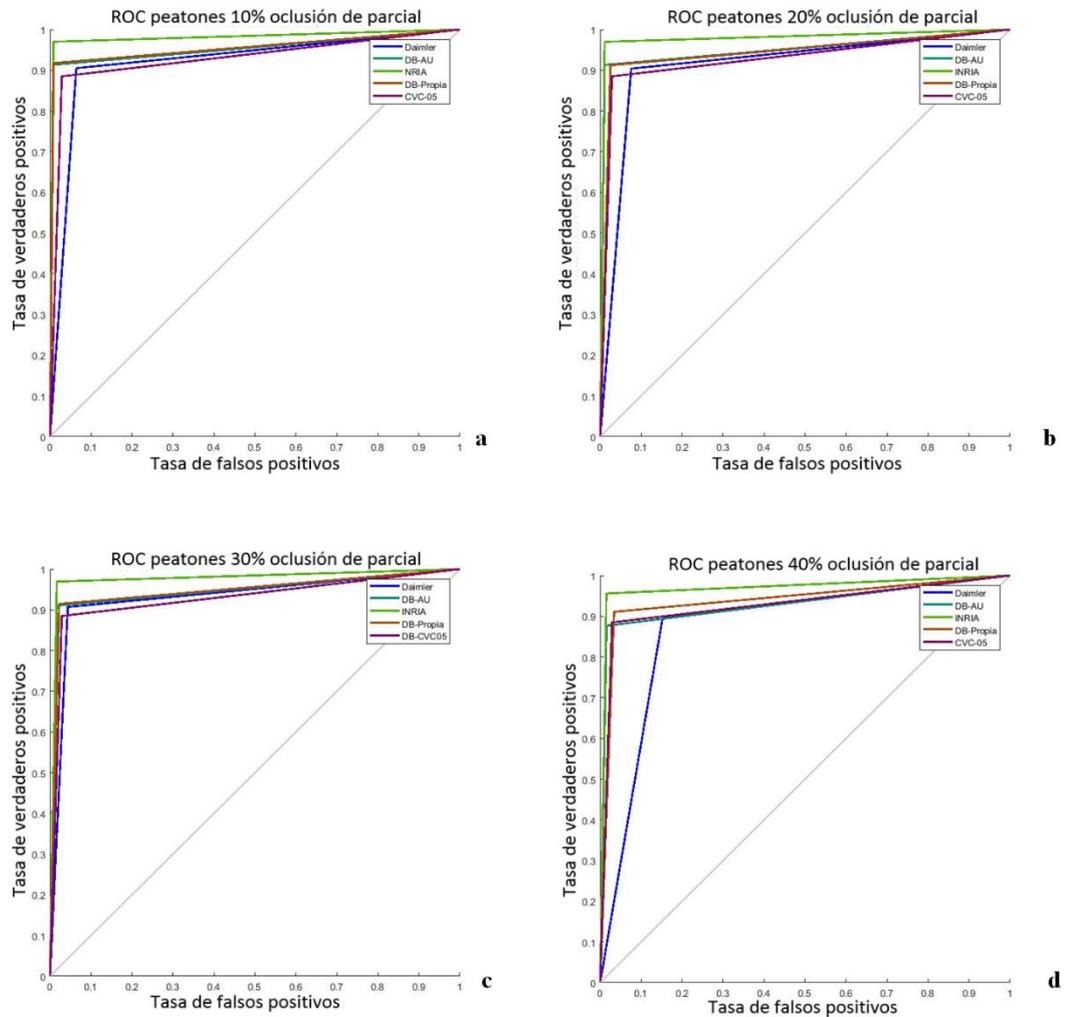
**Figura 59** Oclusiones parciales generadas aleatoriamente 10%, 20 %, 30% y 40% sobre bases de datos Daimler, DB-AU, INRIA, DB-Propia.

La Figura 60 muestra como el valor de AUC (Área bajo la curva) se aproxima a 1 cuando no existen oclusiones en el peatón, mientras que en la Figura 61 a), b), c) y d) el valor de AUC disminuye en comparación a la Figura 60 según incrementa el porcentaje de oclusión.



**Figura 60** ROC para peatones sin oclusión parcial

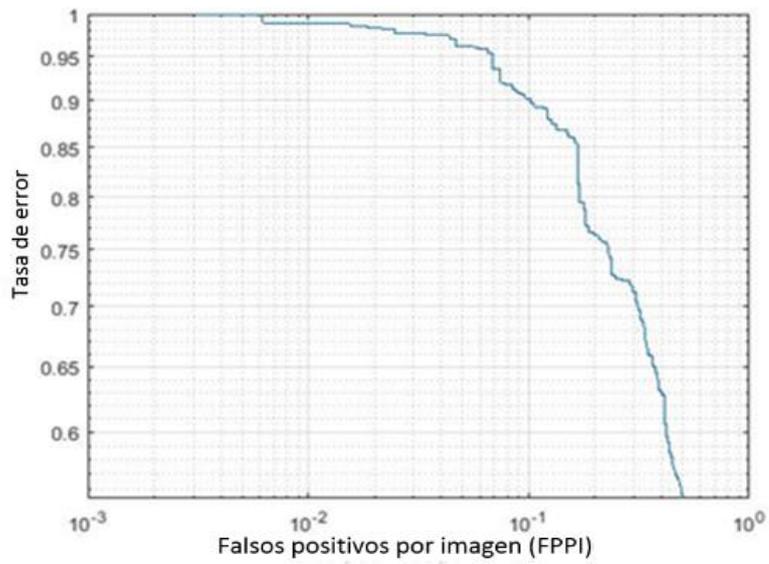
Las curvas ROC de la Figura 58 muestran los resultados de los 12 modelos de clasificación trabajando de forma individual y presentan diferentes valores de AUC que van desde 0.7 para ciertas regiones, a su vez las curvas ROC de la Figura 60 y Figura 61 correspondientes a la combinación de los 12 modelos de clasificación mediante IL, presentan un AUC desde 0.87 para distintos grados de oclusiones expresando así mejores detecciones cuando los clasificadores trabajan juntos.



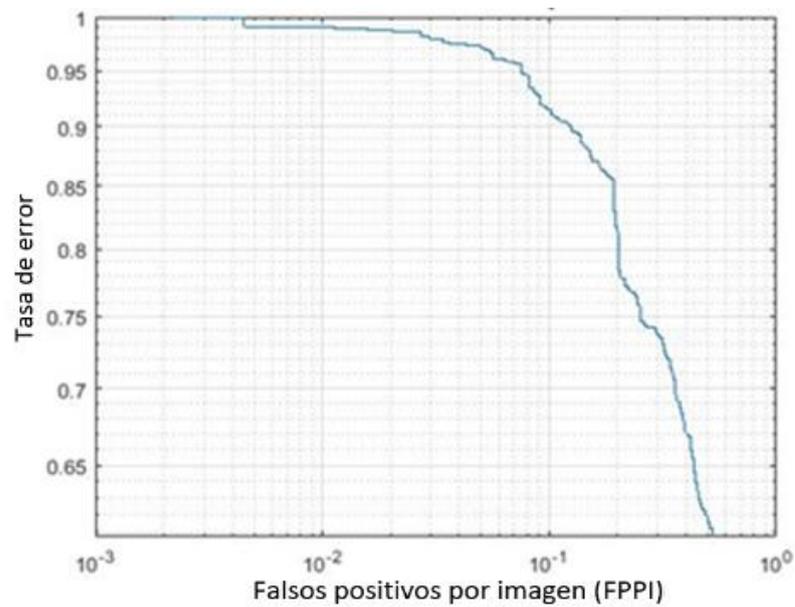
**Figura 61** Curvas ROC para peatones con oclusiones parciales

a) 10% b) 20% c) 30% d) 40%

En la Figura 62 muestra que el algoritmo tiene una tasa de error de  $0.9 \times 10^{-1}$  FPPI para peatones sin oclusiones y en la Figura 63 la tasa de error es de  $0.92 \times 10^{-1}$  FPPI para peatones con oclusiones parciales. El algoritmo presenta mejores resultados cuando no existen oclusiones.



**Figura 62** Tasa de error versus FPPI de peatones sin oclusiones.



**Figura 63** Tasa de error versus FPPI  
Peatones parcialmente ocluidos y sin oclusiones.

En la Tabla 10 se visualiza que el método es mejor con respecto a los trabajos de (Viola & Jones, 2004) (Sabzmeydani & Mori, 2007).

**Tabla 10**

Comparación de resultados con otros autores

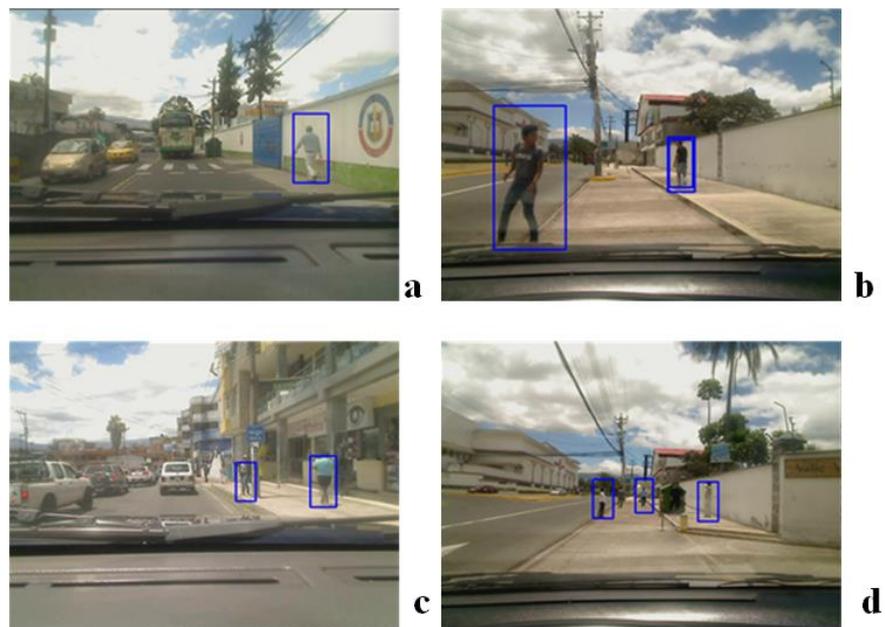
| <b>Método</b>   | <b>Tasa de error</b> |
|---|----------------------|
| <b>Viola and Jones</b> (Viola & Jones, 2004)            | 0.94                 |
| <b>Shapelet</b> (Sabzmeydani & Mori, 2007)              | 0.91                 |
| <b>PoseInv</b> (Lin & Davis, 2008)                      | 0.79                 |
| <b>InformedHaar</b> (Zhang, Bauckhage, & Cremers, 2014) | 0.34                 |
| <b>Método propuesto</b>                                 | <b>0.90</b>          |

Fuente (Benenson, Omran, Hosang, & Schiele)

Adaptación por (Autores)

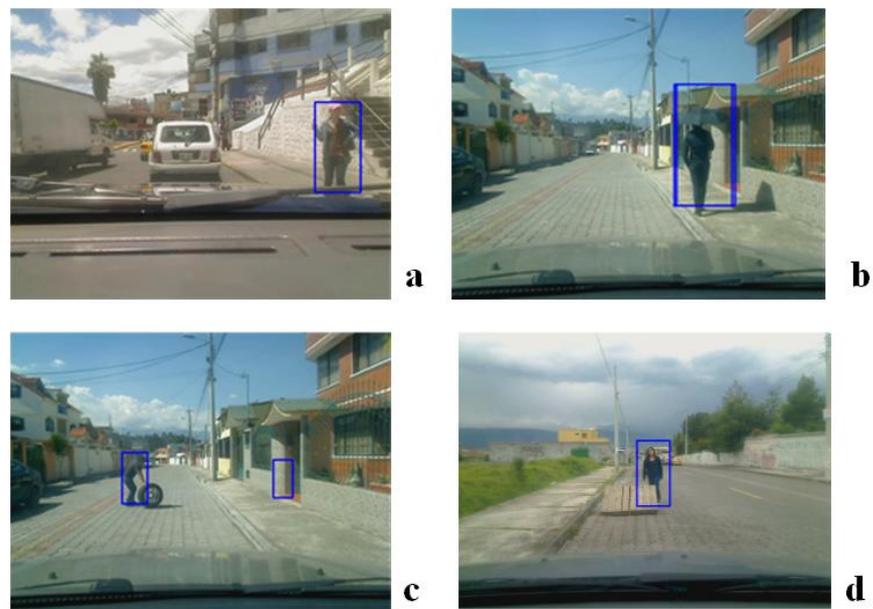
#### 5.4. Ejemplos del funcionamiento del algoritmo durante el día

En la Figura 64 se muestran detecciones de varios peatones sin oclusiones en diferentes entornos de tránsito. La Figura 64a y Figura 64c se observa la detección de múltiples peatones con el vehículo en movimiento en el tránsito durante el día a las 2pm. Figura 64b y Figura 64d muestran detecciones de peatones con un vehículo estacionado a las 11am.



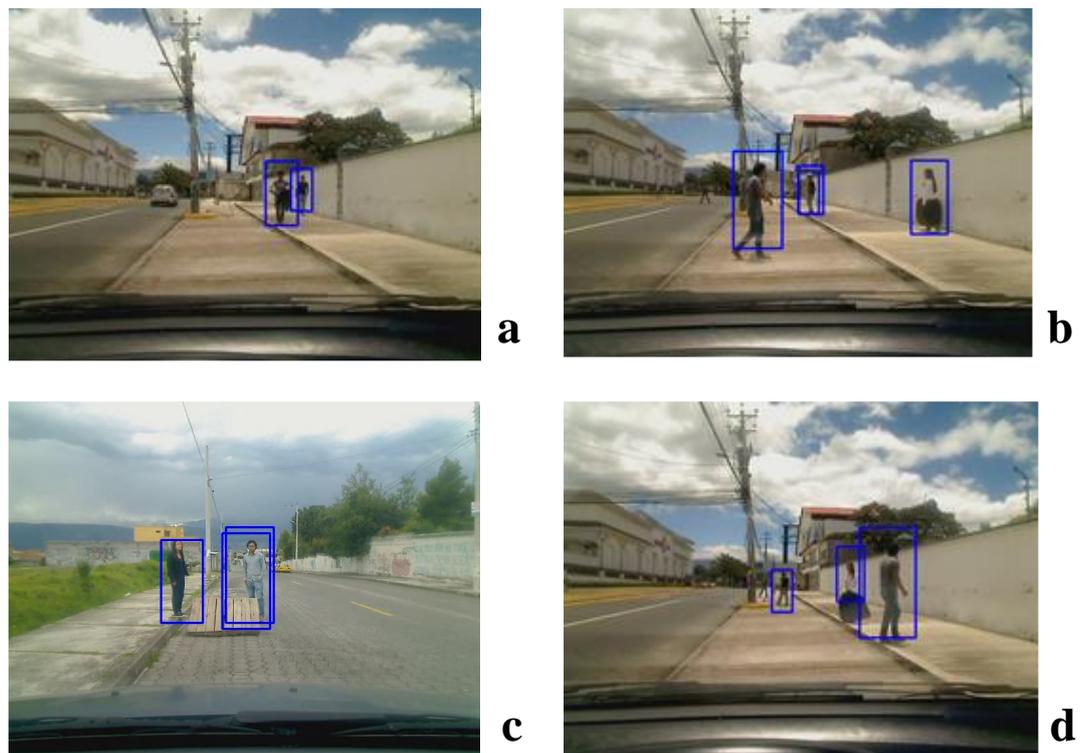
**Figura 64** Detecciones peatones sin oclusiones durante el día

Los resultados para detecciones de peatones parcialmente ocluidos Figura 65 a), b) y d) muestran detecciones verdaderas en el lugar donde existe un peatón, sin embargo en c) se aprecia que el algoritmo detecta al peatón con la llanta y además proporciona una detección falsa.



**Figura 65** Detecciones peatones parcialmente ocluidos durante el día

Los resultados para peatones con oclusiones y sin oclusiones en un mismo entorno Figura 66, en a y d) tienen una sola detección sobre los peatones, a su vez en b) y c) se observa que hay dos detecciones para un mismo peatón.



**Figura 66** Detecciones peatones parcialmente ocluidos y sin oclusiones

### 5.5. Tiempos de cómputo

El algoritmo fue ejecutado en un computador personal con las siguientes características:

- Procesador: core i5 y velocidad de 2.67 GHz
- Memoria RAM: 8 Gb
- Sistema operativo: UBUNTU

En la Tabla 11 se detallan los tiempos de ejecución para las etapas de generación de ROIs y reconocimiento de peatones parcialmente ocluidos.

En la generación de ROIs se ha tomado el tiempo por fotograma, debido a que el procesamiento de información se realiza para todo el conjunto de ROIs generadas, y

en la clasificación se ha tomado el tiempo que tarda el algoritmo por región con valores de ejecución diferentes debido a que cada calificador tiene un tamaño de muestras diferentes revisar Tabla 9, y finalmente se muestra el tiempo que todos los clasificadores juntos tardan en analizar una ROI.

Para la realización de la Tabla 11 y Tabla 12 se han considerado los tiempos de las dos etapas generación de ROIs y reconocimiento analizadas en 756 fotogramas.

**Tabla 11** Tiempos de ejecución para la generación de ROIs por fotograma.

| <b>Generación de ROIs</b>     |           |
|-------------------------------|-----------|
| Tiempo promedio por fotograma | 39.412 ms |

**Tabla 12** Tiempo de ejecución de los clasificadores por región

| <b>Reconocimiento (Clasificadores)</b> |  |
|--|--|
| <b>Región</b>                          | <b>Tiempo promedio por región (ms)</b> |
| <b>1</b>                               | 33.74                                  |
| <b>2</b>                               | 37.24                                  |
| <b>3</b>                               | 16.13                                  |
| <b>4</b>                               | 36.39                                  |
| <b>5</b>                               | 41.79                                  |
| <b>6</b>                               | 30.31                                  |
| <b>7</b>                               | 33.88                                  |
| <b>8</b>                               | 34.22                                  |
| <b>9</b>                               | 17.90                                  |
| <b>10</b>                              | 39.74                                  |
| <b>11</b>                              | 38.62                                  |
| <b>12</b>                              | 23.36                                  |
| <b>Total ROI</b>                       | <b>383.33</b>                          |

El tiempo total ROI que se describe en la Tabla 12 hace referencia al tiempo que tarda el algoritmo de clasificación al ejecutarse sobre una ROI.

## CAPITULO VI

### 6. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

#### 6.1. Conclusiones

En este trabajo se desarrolló un algoritmo para la detección de peatones parcialmente ocluidos, mediante una variación de la técnica SWP para la generación de ROIs y la creación de modelos SVM junto con IL a partir del descriptor HOG para la clasificación.

Se realizó la variación de SWP creando espacios de interés para una búsqueda focalizada generando ventanas aleatorias por cada fotograma. Cada ventana es analizada con el objetivo de mantener aquellas con alto potencial a contener un peatón. En esta etapa se logró una reducción de más del 95% de ventanas que no contenían a un peatón como se muestra en la Tabla 8.

Para generar un método de clasificación se dividió la imagen en 12 regiones y así representar peatones parcialmente ocluidos. Sobre cada una de ellas se extrae un vector de características basado en HOG y se entrenó modelos SVM para cada uno. Los resultados muestran un porcentaje de clasificación sobre el 90% para peatones con oclusiones parciales.

Se integró los algoritmos de generación de ROIs y reconocimiento de peatones parcialmente ocluidos para generar un sistema de detección de peatones durante el día.

La evaluación del algoritmo de detección medido en tasa de error versus FPPI, tiene una tasa de error de  $0.9 \times 10^{-1}$ , el algoritmo detecta verdaderos positivos y falsos positivos, la tasa de error disminuye conforme se reduce la cantidad de falsos positivos.

## **6.2.Recomendaciones**

Para la generación de ROIs tener presente las diferentes posiciones, oclusiones y variaciones del entorno, con el fin de incluir esta información en el algoritmo y reducir el número de falsos positivos (Cao, Qiao, & Keane, 2008) (Kim & Lee, 2013).

Para la clasificación de peatones parcialmente ocluidos se pueden incorporar más descriptores para obtener mayor información de la forma del peatón como en el trabajo de (Wang, Han, & Yan, 2009) que implementa LBP, así como (Xin & Shan, 2011) con descriptores HAAR, LUV (Rauf, Shahid, & Ziauddin, 2016) y SURF (Bay, Tuytelaars, & Gool, 2006).

## **6.3.Trabajos futuros**

- Continuar implementando mejoras hasta llegar a un detector que tenga una tasa de error del 25% en  $10^{-4}$  FPPI, o menor, para que sea competitivo con los sistemas presentes en el estado del arte (Benenson, Omran, Hosang, & Schiele).
- Mejorar tiempo de procesamiento en el módulo de clasificación, una alternativa podría ser paralelizar el algoritmo

## BIBLIOGRAFÍA

- Acosta, N., & Claudio Aciti, M. B. (2003). Estacionamiento automático de un vehículo autoguiado usando lógica difusa. *IX Congreso Argentino de Ciencias de la Computación*, 1727-1735.
- Álvarez, J. (2013). Aplicación para seguridad vial en vehículo inteligente. *Universidad Carlos III de Madrid. Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática*.
- Ankit, A., Ahmad, I., & Shin, H. (2014). A Cascade Framework for Unoccluded and Occluded Pedestrian Detection. *IEEE Students Tecnology Symposium*, 62-67.
- ANT. (2017). Estadísticas sobre accidentes de tránsito .
- ANT. (2017). Siniestros agosto. p. 5.
- Audi. (2012). Audi Garage Parking Pilot.
- Baptista, M., Martínez, C., Losada, C., & Marrón, M. (s.f.). Sistema robusto para la detección y seguimiento de personas en aplicaciones video-vigilancia.
- Barreno, L. (2017). *Sistema automático de detección de peatones en la noche usando información visual en el infrarrojo lejano basado en redes neuronales convolucionales*. Sangolquí.
- Bay, H., Tuytelaars, T., & Gool, L. V. (2006). SURF: Speeded Up Robust Features. *Computer Vision – ECCV* , 404-417.
- Baya, H., Essa, A., Tuytelaarsb, T., & Van, L. (2008). Speeded-Up Robust Features (SURF). *Computer Vision and Image Understanding*, 346-359.
- Benenson, R., Omran, M., Hosang, J., & Schiele, B. (s.f.). Ten Years of Pedestrian Detection,. *Max Planck Institut for Informatics*.

- Bertozzi, M., & Broggi, A. (1998). GOLD: A parallel real-time stereo vision system for generic obstacle and lane detection. *IEEE transactions on image processing*, 62-81.
- Bertozzi, M., Broggi, A., Rose, M. D., Felisa, M., Rakotomamonjy, A., & Suard, F. (2007). A Pedestrian Detector Using Histograms of Oriented Gradients. *IEEE*, 143-148.
- Cao, H., Yamaguchi, K., Naito, T., & Ninomiya, Y. (2009). Pedestrian Recognition Using Second-Order. *ACCV*, 628-634.
- Cao, X. B., Qiao, H., & Keane, J. (2008). A low-cost pedestrian-detection system with a single optical camera. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 58-67.
- Cartuche, S., & Silva, S. (2016). Diseño y construcción e implementación de un sistema de reconocimiento de objetos de carretera durante la conducción, bajo condiciones adversas, en el vehículo. *Escuela Superior Politécnica de Chimborazo*.
- Castillo, C. (2005). Detección del cuerpo humano en situaciones de búsqueda rescate utilizando visión por computador. Venezuela.
- Centro Mixto del CSIC y la Universidad Politécnica de Madrid. (s.f.).
- Chapelle, O., Haffner, P., & Vapnik, V. (1999). Support vector machines for histogram-based image classification. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1055 - 1064.
- Collado, J. (2009). Detección y modelado de carriles de vías interurbanas mediante análisis de imágenes para un sistema de ayuda a la conducción. *Universidad Carlos III de Madrid. Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática*.

- Collado, J., Hilario, C., Armingol, J., & Escalera, A. d. (s.f.). *Visión por Computador para Vehículos Inteligentes . Universidad Carlos III de Madrid.*
- Collado, J., Hilario, C., Escalera, A. d., & Armingol, J. (s.f.). *Universidad Carlos III de Madrid.*
- Cosma, A., & Raluca, S. (2012). Part-based pedestrian detection using HoG features and vertical symmetry. *Intelligent Computer Communication and Processing (ICCP), 2012 IEEE International Conference, 229-236.*
- Dalal, N. (2006). Finding People in Images and Videos.
- Dalal, N., & Triggs, B. (2005). Histograms of Oriented Gradients for Human Detection. *Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on.*
- Dalal, N., Triggs, B., & Schmid, C. (2006). Human Detection Using Oriented Histograms of Flow and Appearance. *European Conference on Computer Vision, 428-441.*
- Dang, L., Bui, B., Vo, P., Tran, T., & Le, B. (2011). Improved HOG Descriptors. *IEEE Computer Society, 186-189.*
- de Melo, V. H., Leao, S., Menotti, D., & Schwartz, W. R. (2014). An optimized sliding window approach to pedestrian detection. *In Pattern Recognition (ICPR), 2014 22nd International Conference, 4346-4351.*
- Delgado, J., López, G., Rodríguez, R., & Serrano, A. (2016). Optimal parameters selection for obstacle detection algorithms based on monocular vision. *CUJAE.*
- Dikmen, M., Akbas, E., Huang, T., & Ahuja, N. (2010). Pedestrian Recognition with a Learned Metric. *Asian Conference on Computer Vision, 501-512.*

- Dollár, P., Wojek, C., Schiele, B., & Perona, P. (2009). Pedestrian Detection: A Benchmark. *IEEE*, 304-311.
- Engin, Y., & Bolat, B. (2011). Pedestrian Detection From Still Images. *IEEE*, 540-544.
- Enzweiler, M., & Gavrila, M. (2009). Daimler Mono Pedestrian Detection Benchmark Dataset. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2179-2195.
- Ferreira, R., Eslava, V., Ibarra, C., & González, A. (2006). Algoritmo de visión monocular para detección de obstáculos. *Instituto Tecnológico de Moreira*, 37.
- FITSA. (s.f.). *Descripción del Sistema de Alerta de Cambio involuntario de de Carril*.
- Flores, M. (2009). Sistema avanzado de asistencia a la conducción mediante visión por computador para la detección de somnolencia. *Universidad Carlos III de Madrid*.
- Flores, M., Robayo, D., & Saa, S. (2015). Histograma de gradiente con múltiples orientaciones (hog-mo) detección de personas. *Revista Vínculos*, 138-147.
- Gaikwad, V., & Lokhande, S. (2015). Vision based pedestrian detection for advanced driver assistance. *Procedia Computer Science* 46, 321-328.
- Gan, G., & Cheng, J. (2011). Pedestrian Detection Based on HOG-LBP Feature. *IEEE Xplore Digital Library*.
- Gutmann Diagnostics. (s.f.). *Sistemas ADAS*.
- Halidou, A., You, X., Hamidine, M., Etoundi, R. A., & Diakite, L. H. (2014). Fast pedestrian detection based on region of interest and multi-block local binary pattern descriptors. *Computers & Electrical Engineering*, 375-389.

- Hernáiz, J. M. (2009). Detección y modelado de carriles de vías interurbanas mediante análisis de imágenes para un sistema de ayuda a la conducción. *Universidad Carlos III de Madrid*.
- Hilario, C. (2008). Detección de Peatones en el Espectro Visible e Infrarrojo para un Sistema Avanzado de Asistencia a la Conducción. *Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática Universidad Carlos III de Madrid*.
- Hsu, C.-W., & Lin, C.-C. C.-J. (2016). *A Practical Guide to Support Vector Classification*. Taipéi.
- INEC. (2015). *Anuario de Transporte* .
- INEC. (2016). *Anuario de Transporte*. p.13.
- Jiménez, F., & Naranjo, J. (2009). Nuevos requerimientos de precisión en el posicionamiento de vehículos para aplicaciones ADAS. *DYNA - Ingeniería e Industria*, 245-250.
- Jin, S., Cho, J., Dai Pham, X., Lee, K. M., Park, S. K., Kim, M., & Jeon, J. W. (2010). FPGA design and implementation of a real-time stereo vision system. *IEEE transactions on circuits and systems for video technology*, 15-26.
- Kakinami, T., Saiki, M., & Sato, J. (1993). Vehicle cruise control system. *U.S. Patent No. 5,230,400*. Washington.
- Kim, D., & Lee, K. (2013). Segmented-based region of interest generation for pedestrian detection in far-infrared image. *Infrared physics & Technology*, 120-128.
- Kim, S., & Cho, K. (2013). Trade-off between Accuracy and Speed for Pedestrian Detection using HOG Feature. *IEEE Third International Conference on Consumer Electronics*, 207-209.

- Lee, K. C. (2010). Human detection using histogram of oriented gradients and human body ratio estimation. *In Computer Science and Information Technology (ICCSIT), 2010 3rd IEEE International Conference* , 18-22.
- Li, W., & Ni, H. (s.f.).
- Li, W., Ni, H., Wang, Y., Fu, B., Lui, P., & Wang, S. (2014). Detection of partially occluded pedestrians by an enhanced cascade detector. *IET Intelligent Transport System*, 8, 621-630.
- Lin, Z., & Davis, L. (2008). A pose-invariant descriptor for human detection and segmentation. *ECCV*.
- Ling, C. (s.f.). Image Detection Techniques on Daimler Pedestrian Monocular Data. *Stanford*, 1-6.
- Liu, X., & Jin, Z. (2012). A pedestrian detection system based on binocular stereo. *Liu, X., & Jin, Z. (2012, October). A pedestrian detection system based on binocular stereo. In Wireless Communications & Signal Processing (WCSP), 2012 International Conference*, 1-6.
- López, A., Valveny, E., & Vanrell, M. (2012). Deteccion de objetos - Sliding Window.
- Lu, M., Wevers, K., & Van Der Heijden, R. (2005). Technical feasibility of advanced driver assistance systems (ADAS) for road traffic safety. *Transportation Planning and Technology*, 167-187.
- Ludwig, O., Delgado, D., Goncalves, V., & Nunes, U. (s.f.). Trainable Classifier-Fusion Schemes: an Application. *ISR-Institute of Systems and Robotics, Department of Electrical and Computer Engineering, University of Coimbra*.

- Ma, G., Muller, D., Park, S., Muller-Schneiders, S., & Kummert, A. (2008). Pedestrian detection using a singlemonochrome. *IET Intelligent Transport Systems*, 42-56.
- Marín, J., Vázquez, D., López, A., Amores, J., & L.I. Kuncheva. (2013). Occlusion handling via random subspace classifiers for human detection. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics (Part B) (ITSMC-B)*.
- Marin, J., Vazquez, D., Lopez, A., Amores, J., & Leibe, B. (2013). Random Forests of Local Experts for Pedestrian Detection. *The IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2592-2599.
- Medina, Á., & Leal, X. (2009). Detección de Líneas y Sistema de Estabilidad de Carril basado en cámara frontal. *Treballs Docents curs*, 33-36.
- Mercedes Benz . (2014). Mercedes-Benz Clase S. Sistema de visión nocturna .
- Mesmakhosroshahi, M., Chung, K. H., Lee, Y., & Kim, J. (2014). Depth gradient based region of interest generation for pedestrian detection. *SoC Design Conference (ISOCC), 2014 International*, 156-157.
- Milanés, V., Onieva, E., Vinagre, B., Fernández, C., Pérez, J., & Ruíz, J. (2010). Sistema de asistencia a la conducción basado en una red de comunicaciones de bajo coste. *sistemas de tránsito urbano*, 245-254.
- Moreno, J., & Vargas, V. (2016). *Estudio e implementación de algoritmos de detección de silueta de una persona en imagen digital*. Quito.
- Munder, S., & Gavrilă, D. (2006). An Experimental Study. *IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE, VOL. 28*,.
- Nedevschi, S., Danescu, R., Frentiu, D., Marita, T., Oniga, F., Pocol, C., & .. &. (2004). High accuracy stereo vision system for far distance obstacle detection. *Intelligent Vehicles Symposium*, 292-297.

- Nissan IMx. (2017). IMx Zero Emission Self Driving Concept Car.
- Olmeda, D., Armingol, J., & Escalera, A. (2013). Part based pedestrian detection based on logic inference. *Intelligent Transportation systems (ITSC)*(978-1-4799-2914-613), 1364-1369.
- OMS. (2015). *Informe sobre la situación mundial de la seguridad vial*. Francia.
- OMS. (2017). *Control de la velocidad*.
- OMS. (2017). *Diez datos sobre la seguridad vial en el mundo* .
- OMS. (2017). *Salve VIDAS-Paquete de medidas técnicas de seguridad vial*. Suiza.
- OPS,OMS. (2017). *Salud en las Américas*. Washington, D.C.
- Ouyang, W., Zeng, X., & Wang, X. (2014). Single-Pedestrian Detection Aided by 2-Pedestrian Detection. *IEEE TRANSACTIONS PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE*.
- Paisitkriangkrai, S., Shen, C., & Zhang, J. (2011). Fast Pedestrian Detection Using a Cascade of Boosted Covariance Features.
- Pastor, A. (2015). Diseño de algoritmo de detección de obstáculos para vehículo inteligente basado en visión por computador. *Universidad Carlos III de Madrid. Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática*.
- Patricio, M., Sánchez, J., & Usero, L. (s.f.). Diseño de sistemas de aparcamiento automático de vehículos mediante aprendizaje inductivo. *Dpto. Inteligencia Artificial. Universidad Politécnica de Madrid*.
- Pedroza, A., Sánchez, C., & Rodríguez, H. (2007). Control De Un Vehículo Guiado Automáticamente (AGV). *Conciencia Tecnológica No. 34*, 10-15.

- Pérez, J., Milanés, V., Alonso, J., Onieva, E., & Pedro, T. d. (2010). Adelantamiento con vehículos autónomos en carreteras de doble sentido. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial RIAI*, 25-33.
- Rauf, R., Shahid, A. R., Ziauddin, S., & Safi, A. A. (2016). Pedestrian detection using HOG, LUV and optical flow as features with AdaBoost as classifier. *Image Processing Theory Tools and Applications (IPTA)*.
- Rauf, R., Shahid, A., & Ziauddin, S. (2016). Pedestrian detection using HOG, LUV and optical flow as features with AdaBoost as classifier. *IEEE*.
- Richardson, M., & Domingos, P. (2006). Markov Logic Networks. *Department of Computer Science and Engineering, University of Washington, Seattle, WA*.
- Rodriguez, C., Guindel, C., & Armingil, J. (2015). Sistema de asistencia a la conducción para detección y clasificación de carriles. *CEA-IFAC*, 26-31.
- Sabzmeydani, P., & Mori, G. (2007). Detecting pedestrians by learning shapelet features. *CVPR*.
- Sanchez, E. (2015). Sistema de visión artificial monocular para identificación de objetos. *Memorias del cuarto concurso de investigación e innovación tecnológica IDIT*, 28-33.
- Sanchez, R. (2014). *Detección jerárquica de grupo de personas*. Madrid: Universidad Autónoma de Madrid.
- Shashua, A., Gdalyahu, Y., & Hayun, G. (2004). Pedestrian detection for driving assistance systems: single-frame classification and system level performance. *Intelligent Vehicles Symposium*.
- Shou, N., Hong, P., Wang, H., & Meng, L.-M. (2012). An ROIs Based Pedestrian Detection System For. *5th International Congress on Image and Signal Processing*, 1205-1208.

- Suard, F., Rakotomamonjy, A., Bensrhair, A., & Broggi, A. (2006). Pedestrian Detection using Infrared images and Histograms of Oriented Gradients. *Intelligent Vehicles Symposium, IEEE*.
- Suaréz, M. (2013). Sistemas de guiado de robots por visión artificial para el mercado de motores. Valencia, España.
- Sumner, M., & Domingos, P. (2010). *The Alchemy Tutorial*. Washington.
- Suples, P., & Hill, S. (s.f.). *Primer curso de lógica matemática*. Bogotá: Reverté colombiana S.A.
- Tesla. (2016). Vehículo autónomo compacto (SUV).
- Toyota. (2015). Manual Control crucero Land Cruiser.
- Txarterina, J. I. (2013). Detección de personas. *Universidad del País Vasco - Facultad de Informática*.
- Varga, R., & Nedeveschi, S. (2013). Gradient-based Region of Interest Selection for. *IEEE*, 147-152.
- Viola, P., & Jones, M. (2004). Robust real-time face detection. *IJCV*.
- Viola, P., Jones, M., & Snow, D. (2005). Detecting Pedestrians Using Patterns of Motion and Appearance. *International Journal of Computer Vision*, 153–161.
- Volvo. (2013). Aparcamiento automático.
- Wang, X., Han, T., & Yan, S. (2009). An HOG-LBP Human Detector with Partial Occlusion Handling. *IEEE 12th International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 32-39.

- Wang, X., Han, T., & Yan, S. (2009). An HOG-LBP Human Detector with Partial Occlusion Handling. *IEEE 12th International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 32-39.
- Wang, X., Wang, M., & Li, W. (2014). Scene-Specific Pedestrian Detection for Static Video Surveillance. *IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE*, 361-374.
- Waymo. (2016). Vehículos Autónomos y seguros.
- Wu, M., Lam, S. K., & Srikanthan, T. (2014). Stereo based ROIs generation for detecting pedestrians in close proximity. *Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2014 IEEE 17th International Conference*, 1929-1934.
- Xin, Y., & Shan, S. (2011). A Combined Pedestrian Detection Method Based on Haar-like Features and HOG Features. *IEEE*.
- Yang, Y., Liu, W., Y. W., & Y. C. (2012). Research on the algorithm of pedestrian recognition in front of the. *IEEE 11th International Symposium on Distributed Computing and Applications to Business, Engineering & Science*, 396-400.
- Zhang, C., Chung, K. H., & Kim, J. (2015). Region-of-interest reduction using edge and depth images for pedestrian detection in urban areas. *SoC Design Conference (ISOCC), 2015 International* , 161-162.
- Zhang, S., Bauckhage, C., & Cremers, A. (2014). Informed haar-like features improve pedestrian detection. *CVPR*.
- Zhang, X., Hu, H.-M., Jiang, F., & Li, B. (2015). Pedestrian detection based on hierarchical co-occurrence model. *Neurocomputing*, 861-870.

## 7. ANEXOS

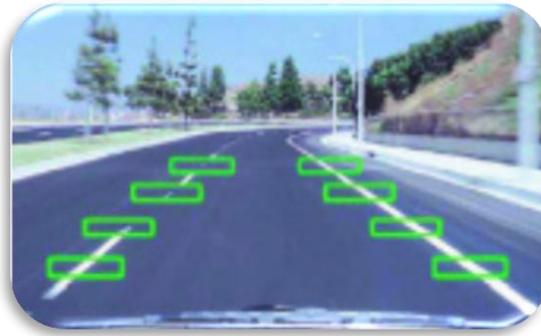
### 7.1. Sistemas avanzados de asistencia a la conducción

Son tecnologías que asisten a la conducción de vehículos, mediante sensores y técnicas de visión artificial, permiten ver el entorno de tránsito para detectar el potencial riesgo de una situación en la que se encuentra el vehículo, identificando los límites de las vías, otros vehículos, obstáculos, peatones, ciclistas, etc.

Los ADAS además de evitar accidentes de tránsito también aumentan la comodidad, el confort, la fiabilidad y seguridad de los usuarios mientras el vehículo se encuentra en movimiento (Lu, Wevers, & Van Der Heijden, 2005).

#### 7.1.1. *Sistemas de detección de cambio de carril*

Los sistemas de alerta de cambio de carril también conocidos como lane departure warning (LDW), determinan si el vehículo se sale de la vía de forma involuntaria para alerta al conductor, estos sistemas evitan colisiones laterales con obstáculos en la acera y otros vehículos; la parte principal de estos sistemas ADAS es detectar los carriles Figura 67 que están señalizados en las calles con visión por computador, en el trabajo realizado por (Rodriguez, Guindel, & Armingil, 2015) describen un algoritmo que detecta el tipo y número de carriles usando una cámara estéreo a bordo del vehículo.



**Figura 67** Tracking del Sistema LDW

Fuente (FITSA, s.f.)

### *7.1.2. Sistemas de detección de fatiga*

La somnolencia o fatiga genera muchos accidentes de tránsito, ya que se presenta de manera inesperada en la conducción Figura 68. Algunos sistemas monitorean el estado del conductor son preventivos y advierten si el conductor está cansado o empieza a fatigarse, uno de ellos se detalla en el trabajo de (Flores, Sistema avanzado de asistencia a la conducción mediante visión por computador para la detección de somnolencia, 2009) que muestra un detector de somnolencia basado en el análisis de los ojos del conductor, es un sistema se adapta a cualquier persona y funciona en el día y la noche.



**Figura 68** Somnolencia en la conducción

### 7.1.3. *Sistemas de control crucero*

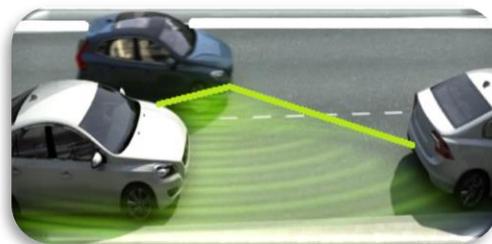
Es un sistema que se encarga de controlar la velocidad de un vehículo y detectar la distancia a la que se encuentra de otros por medio de cámaras y técnicas de visión artificial para prevenir posibles colisiones, multas y accidentes de tránsito (Kakinami, Saiki, & Sato, 1993).



**Figura 69** Sistema de asistencia a la conducción control crucero

### 7.1.4. *Sistema de aparcamiento automático*

Este sistema intenta facilitar al conductor el modo de parquear el vehículo, mediante el uso de sensores de proximidad o cámaras con métodos de visión artificial Figura 70, dándole avisos de distancias necesarias para el automóvil y maniobras que puede realizar para conseguir el objetivo de aparcarlo correctamente.



**Figura 70** Sistema de aparcamiento automático