

# Pedestrian Detection Under Partial Occlusion by using Logic Inference, HOG and SVM

M. Flores-Calero, M. Aldás, J. Lázaro, A. Gardel, N. Onofa, and B. Quinga

**Abstract**—This article presents an algorithm for the detection of pedestrians in urban driving environments during the day. The main contribution is in the design of a new classifier to discriminate between the person and the background, under partial occlusion. To construct the classifier, the HOG (Histogram of Oriented Gradients) descriptor was used together with the SVM (Support Vector Machine) and IL (Logic Inference) algorithms. The input image has been divided into twelve regions, and for each of them the feature vector has been extracted and a classifier based on SVM has been built. With this design it is possible to capture the specific detail of each part of the human body, such as head, legs, arms and body. Subsequently, they have been joined in a final classifier using IL, in order to obtain an efficient algorithm to discriminate between partially occluded pedestrians and the background, in urban environments during the day.

The experiments related to the classifier were developed on several public databases, in various degrees of partial occlusion; and the experiments linked to the detection were generated on the visual information obtained by the experimental platform ViiA, to validate the proposal under real driving conditions.

**Index Terms**—ADAS, HOG, Logic Inference, Occlusion, Pedestrian, ROIs, Traffic accidents, SVM.

## I. INTRODUCCIÓN

EN los últimos años, la detección de peatones ha sido un tema de investigación fundamental y desafiante, debido a que tiene muchos campos de aplicación, entre ellos están los sistemas avanzados de asistencia a la conducción (ADAS, Advanced Driver Assistance Systems) [1], [2] y los vehículos autónomos e inteligentes [3]–[6].

Un problema social relevante lo constituyen los accidentes de tráfico, debido a que ocupan el noveno lugar de muertes, para todos los grupos de edad, a nivel mundial. Cada año la cifra de traumatismos no mortales se acerca a cincuenta millones, y los casos que terminan con pérdidas humanas alcanzan los 1,2 millones anuales. Los peatones, conductores, ciclistas y pasajeros de vehículos motorizados de dos ruedas

M. Flores-Calero is with Department of Intelligent Systems, I&H Tech, Latacunga (Cotopaxi), Ecuador and Department of Electrical and Electronics, Universidad de las Fuerzas Armadas-ESPE, Av. Gral. Rumiñahui, s/n, PBX 171-5-231B, Sangolquí (Pichincha), Ecuador, <mailto:mjflores@espe.edu.ec>, <http://orcid.org/0000-0001-7507-3325>.

M. Aldás Sánchez is with COESVI research group, Facultad de Ingeniería Civil y Mecánica, Universidad Técnica de Ambato campus Huachi, Avenida Los Chasquis y Calle Río Payamino, Ambato, Tungurahua, Ecuador, [mr.aldas@uta.edu.ec](mailto:mr.aldas@uta.edu.ec).

J. Lázaro and A. Gardel are with Department of Electronics and GEINTRA research group, University of Alcalá, España, {josel.lazaro, alfredo.gardel}@uah.es.

N. Onofa and B. Quinga are engineering consultants in the private sector of information technologies.

representan, a nivel mundial, casi la mitad de las muertes por accidentes de tráfico [7], [8].

Las distintas organizaciones mundiales y las autoridades de los distintos países realizan esfuerzos constantes para reducir estos percances; sin embargo, esto no ha sido suficiente, tal como lo demuestran las distintas estadísticas. Así, en el Ecuador, desde enero hasta agosto de 2017, a nivel nacional ocurrieron 19119 siniestros, de ellos 16,24% corresponden a atropellamientos. En el período de enero a noviembre de 2017, se registran 469 fallecidos, ubicando al atropellamiento como la principal causa de muerte [9].

Las principales causas que magnifican el problema de la detección de peatones son la variabilidad de la forma humana, debido a las diferentes posturas, los distintos tamaños, los diferentes tipos de movimientos y ropa; condiciones ambientales y climáticas, como baja iluminación, exceso de sol; y las oclusiones [10]. Los peatones en las calles y carreteras están a menudo ocluidos por otros objetos como vehículos, postes de tendido eléctrico, por lo que este tema se ha convertido en un desafío para la tecnología actual [11].

Ante estos retos, en el presente trabajo se presenta un algoritmo inteligente destinado a la detección de peatones parcialmente ocluidos para aplicaciones de seguridad vehicular. El algoritmo hace uso de modernas técnicas de visión por computador y aprendizaje máquina; se compone de dos etapas que son: generación de regiones de interés (ROIs) y algoritmo de clasificación (reconocimiento) de peatones, que trabaja sobre distintos niveles de oclusión.

Este documento está organizado de la siguiente manera. La segunda sección presenta los trabajos previos en la detección de peatones. A continuación, el apartado tres describe un nuevo sistema para la clasificación de peatones bajo oclusión parcial. Primero se calibran los parámetros del clasificador usando imágenes de peatones completamente visibles, y luego con peatones ocluidos. La siguiente sección exhibe los resultados experimentales, desarrollados en distintos niveles de oclusión, sobre varias bases de datos del estado del arte. Finalmente, la última parte está dedicada a las conclusiones y los trabajos futuros.

## II. ESTADO DEL ARTE

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 [1], [10], [12]–[14]. Uno de los principales campos son el desarrollo de ADAS [15]. Estos aparatos buscan reducir, mediante el uso de la tecnología, los accidentes de tráfico. Así, Madagan

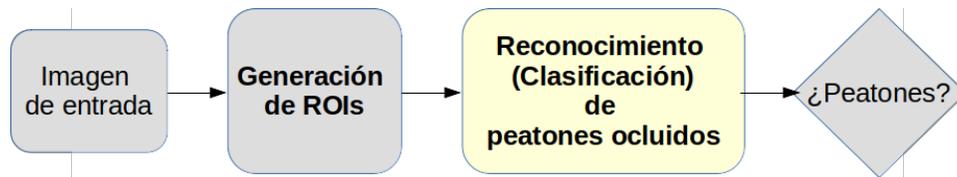


Fig. 1. Esquema del sistema propuesto para la detección de peatones parcialmente ocluidos.

et al. [2] han desarrollado un estudio experimental, usando varios generadores de características (SIFT, SURF, FAST, ORB, BRISK, FREAK), sobre imágenes de baja calidad, sobre tres bases de datos de dominio público y una propia. Cosmo et al. [16] usando la base de datos INRIA [17] han construido un sistema basado en las técnicas tradicionales de desplazamiento por ventana y clasificación (HOG más similitudes por color sobre el espacio HSV) con SVM. Huang [18] ha propuesto un sistema de video-vigilancia basado en el descriptor visual CENTRIST [19] y SVM [20], con énfasis en las aristas de los contornos como una característica relevante de discriminación, sus experimentos los ha desarrollado sobre la base de datos INRIA [17]. Lee and Kim [21] han implementado una propuesta bajo visión estéreo, basada en el mapa de disparidad y los descriptores HOG [22] y CSS; la base de datos ETH [23] ha sido utilizada para sus experimentos. Lei and Huang [24] han presentado un sistema para la detección y el seguimiento de peatones en ambientes urbanos. La detección se basa en el movimiento del peatón. El seguimiento utiliza emparejamiento de modelos y movimiento. Bin and Shiru [25] han implementado un método para la detección de peatones bajo oclusión parcial, usando HOG-LBP con SVM han construido un conjunto de clasificadores débiles para las distintas regiones de la forma humana. Sus experimentos los han desarrollado sobre las bases de datos Daimler [26] y TUD [27], y sobre condiciones reales en carretera.

Por otra parte, Zhang et al. [28] han presentado un método multiclase para detectar personas, cuando el campo de visión se encuentra distorsionado usando Faster R-CNN. Lan et al. [29] han modificado el algoritmo YOLO, entre las capas 12 a 16, para mejorar la exactitud en la detección de peatones; sus experimentos lo han desarrollado sobre la base de datos INRIA [17]. Qiu and Liu [30] han realizado una modificación para mejorar la capa de agrupación de Fast R-CNN para mejorar la detección en baja resolución, los resultados los han obtenido usando la base de datos INRIA [17]. Li et al. [31] han presentado una innovación al usar Adaboost para seleccionar características en cada una de las capas de FCN [32] para alcanzar un efectivo clasificador de peatones. Los experimentos los han desarrollado sobre las bases de datos INRIA [17] y Caltech [33].

Asimismo, empresas automotrices como Volvo Cars [34], Continental Automotive [35], BMW [36], MobilEye [37], etc. están desarrollando sus sistemas de protección de peatones. Esto demuestra la importancia que van ganando estos dispositivos tecnológicos en el ámbito de la seguridad vehicular efectiva.

Para cerrar esta sección es preciso indicar que el estudio del comportamiento del peatón, en relación al movimiento del

vehículo, sobre la infraestructura vial, está en pleno desarrollo usando técnicas de lógica difusa [4], [38].

### III. DESCRIPCIÓN DEL SISTEMA

El esquema para el desarrollo de este sistema se presenta en la Figura 1, donde están las etapas de generación de ROIs y de reconocimiento (clasificación) de personas, bajo visión monocular.

#### A. Generación de ROIs

La generación de ROIs es un paso importante para reducir el tiempo de cómputo en la búsqueda del objeto de interés. En este caso, se presenta un algoritmo para la generación de regiones de interés con alto potencial de contener peatones sobre imágenes monoculares.

En esta propuesta se ha construido un método para la creación de un conjunto de hiperplanos de búsqueda en función de la carretera y la distancia. Posteriormente, sobre cada hiperplano se procede a la generación de ventanas aleatorias con una variación de la técnica desplazamiento de ventana piramidal. Luego se realiza un pre-procesamiento usando los filtros de gradientes vertical y horizontal. Para comprobar que la región es un posible peatón, se parte de dos hipótesis respecto a la figura humana, la componente vertical es mayor que la horizontal y la fuerte simetría vertical. Mediante este proceso se obtiene un conjunto reducido y óptimo de ROIs en el intervalo comprendido entre los 2 y los 25 metros, al frente del sistema vehículo-cámara; y se consigue una importante reducción del tiempo de búsqueda [39].

#### B. Clasificación de Peatones

En la Figura 2 se presenta el esquema total del módulo de clasificación (reconocimiento) de peatones ocluidos, donde se usa una nueva variante del descriptor HOG [22], el clasificador SVM [20] y el algoritmo IL [40].

1) *Preprocesamiento de los candidatos*: Las ROIs se transforman a escala de grises, después se normalizan al tamaño estándar  $64 \times 18$  píxeles [22], y posteriormente se ecualizan para mejorar el contraste de la imagen.

2) *División de la ROI en partes*: Al tratarse de peatones parcialmente ocluidos, ciertas partes de la imagen no proporcionan información representativa, por esta razón se ha dividido la imagen en doce partes para así extraer las más relevantes que tienen el potencial de identificar la forma humana. Para obtener este número de regiones ha sido necesario un amplio estudio experimental, similar al desarrollado en [41].

En la parte izquierda de Figura 3 se pueden observar las regiones con su respectiva numeración, de ellas, las de mayor

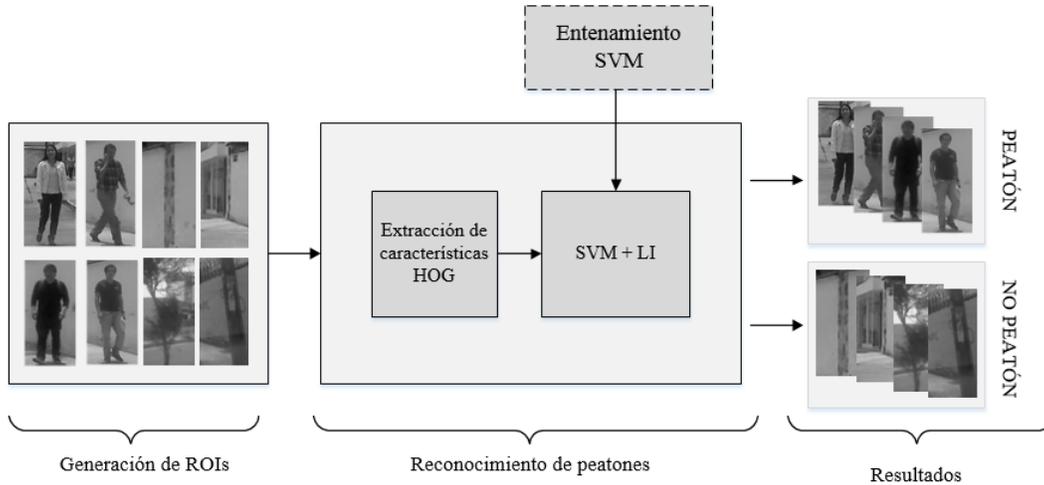


Fig. 2. Esquema del módulo para la clasificación de peatones parcialmente ocluidos usando IL con SVM con HOG.

relevancia corresponden a la cabeza, el torso, las piernas y los pies. Las regiones de la cabeza son de  $22 \times 32$  píxeles, y el resto de  $16 \times 32$  píxeles. Además se puede observar que existen ciertas partes de la ROI que han sido descartadas porque no contienen información útil.

3) *Extracción de características*: Sobre cada una de las doce regiones se ha procedido a extraer el vector de características basado en el descriptor HOG [22]. Cada región de la cabeza se divide 4 en bloques de  $11 \times 16$  píxeles. Similarmente, el resto de regiones se dividen en 4 bloques de  $8 \times 16$  píxeles. Luego, para cada píxel en el bloque se calcula la magnitud del gradiente y su orientación dividida en 9 intervalos, sin solapamiento. Posteriormente se une todo y se normaliza el vector resultante, para reducir las variaciones generadas por los cambios de la iluminación y del fondo.

4) *Entrenamiento del clasificador*: El clasificador SVM se define por la siguiente ecuación:

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x}) + b \quad (1)$$

donde  $\mathbf{w}$  son los pesos y  $b$  es la desviación. En la formulación dual, el primer término de (1) se expresa como  $\sum_{i=1}^L \alpha^{(i)} y^{(i)} K(\mathbf{x}^{(i)}, \mathbf{x})$ . Para el entrenamiento es necesario un conjunto de datos de tamaño  $L$ , formado por  $\{\mathbf{x}^{(i)}, y^{(i)}\}_{i=1}^L$ , con  $y^{(i)} \in \{-1, 1\}$ ,  $\mathbf{x}^{(i)} \in \mathbb{R}^n$  y  $K$  la función núcleo. En el caso del núcleo RBF, en  $K$ , aparecen dos parámetros, el de ponderación,  $\gamma$ , y el de penalización,  $C$ . En el entrenamiento se buscan los mejores valores de  $C$  y  $\gamma$  utilizando validación cruzada [20].

Para cada celda se entrena un clasificador SVM, de manera individual. Justamente, en la parte izquierda, de la Figura 3 se observan las doce regiones que formarán parte del clasificador.

En esta etapa aún no es necesario disponer de imágenes de peatones con oclusión.

5) *Integración usando SVM en partes e IL*: En esta etapa se construyen un procedimiento para integrar las doce regiones y así obtener un clasificador global, especializado en la clasificación de peatones parcialmente ocluidos, que sea eficiente y robusto. Para desarrollar este proceso se ha utilizado la

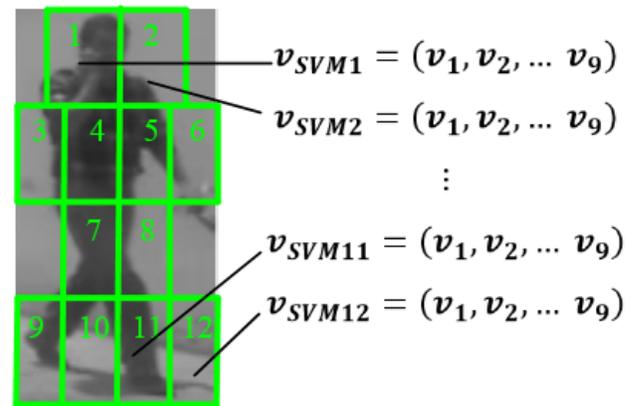


Fig. 3. Ilustración del proceso de división de la imagen en 12 regiones, y construcción de SVM sobre cada una de las partes relevantes de la forma humana.

técnica IL [40], donde se ha considerado la forma como están trabajando los doce modelos de clasificación SVM de manera individual. Para esto se ha utilizado la premisa inicial, dada en la siguiente relación:

$$\begin{array}{ll} 4SVM \longrightarrow P & \text{Premisa 1} \\ 4SVM & \text{Premisa 2} \end{array} \quad (2)$$

---


$$\therefore P \quad \text{Conclusión}$$

donde  $4SVM$  indica que cuatro modelos de clasificación han dado positivo y  $P$  es peatón.

Expresando en lógica de primer orden mediante predicados se tiene que si cuatro celdas son clasificadas como verdaderas entonces es un peatón. El algoritmo está diseñado de manera que interrumpa el análisis de los clasificadores una vez que cumpla con la premisa (2) y la ecuación (3). De esta manera, la propuesta se centra en modelar las partes visibles del cuerpo

humano, en lugar de modelar las localizaciones de las partes, dentro de la información global de la ROI.

$$\omega_T = \sum_{n=1}^{12} \omega_n SVM_n \quad (3)$$

donde  $\omega_n$  es el peso del IL, y  $SVM_n$  es la respuesta del clasificador sobre la región  $n = 1, 2, \dots, 12$ . Los pesos  $\omega_n$  se estiman usando [42].

#### IV. RESULTADOS EXPERIMENTALES

##### A. Base de Datos de Entrenamiento y Validación

Las bases de datos utilizadas para la construcción del clasificador son Daimler [26], DB-AU [41], INRIA [17], CVC-05 [43] y una base de datos propia, desarrollada especialmente para esta investigación.

Para éste último caso, las imágenes fueron capturadas desde un vehículo en movimiento, en distintas ciudades del Ecuador, entre ellas, Quito, Latacunga, Salcedo, Ambato y Sangolquí, en el espectro visible, en el horario de 6 am a 6 pm.

Para los procedimientos de entrenamiento y validación, se utilizaron ejemplos positivos de peatones: 8000 y 16000, respectivamente; y ejemplos negativos de no peatones: 2000 y 4000, respectivamente.

##### B. Peadones Bajo Oclusión parcial

Para tener un correcto control del porcentaje de oclusión se ha procedido a construir una base de datos alternativa, donde se ha procedido a ocultar ciertas partes de la imagen en los siguientes porcentajes 10%, 20%, 30% y 40%. En la Figura 4 se presenta un ejemplo bajo éstos porcentajes de oclusión parcial.

Esta oclusión es sintética, para así mantener el control en la parte experimental.

##### C. Métricas de Evaluación

- 1) **Exactitud:** Esta métrica viene dada por:

$$ACC = \frac{VP + VN}{VP + FN + FP + VN} \quad (4)$$

donde  $VP$  son los verdaderos positivos,  $FP$  son los falsos positivos,  $VN$  son los verdaderos negativos y  $FN$  son los falsos negativos. La exactitud muestra el porcentaje de clasificaciones correctas con respecto a la muestra total.

- 2) **Métrica AUC:** La métrica AUC (Area Under the Curve ROC) es utilizada para medir el desempeño de un clasificador en todos los umbrales de clasificación posibles. Relaciona la tasa de falsos positivos ( $FP$ ) versus la tasa de verdaderos positivos ( $VP$ ), donde el mejor desempeño se traduce en un valor cercano a uno.
- 3) **Tasa de error versus FPPI:** Para evaluar la calidad de un detector se usa la tasa de error versus FPPI (detecciones incorrectas por imagen), que esta basada en el área de solapamiento entre las regiones con la ubicación verdadera del peatón  $B_{gt}$  (Bounding Box Ground True)



Fig. 4. Ejemplos de imágenes de peatones con distintos grados de oclusiones parciales, generadas aleatoriamente, con 10%, 20%, 30% y 40% sobre las distintas bases de datos.

y las regiones detectadas por el algoritmo  $B_p$  (Bounding Box Pedestrian Detected), dado por (5) [44].

$$a_0 = \frac{Area(B_{gt} \cap B_p)}{Area(B_{gt} \cup B_p)} > 0.5 \quad (5)$$

##### D. Evaluación del Clasificador

La primera fase corresponde a la evaluación de cada clasificador SVM sobre cada una de las partes del cuerpo humano. Así, en la Figura 5 se observa la exactitud (accuracy) de cada región. Estos valores se obtuvieron fusionando todas las bases de datos.

El mejor desempeño está en las zonas de los pies, contrariamente, la peor ejecución está en las zonas relacionadas con la cabeza.

A continuación, debido a que el objetivo son los peatones ocluidos, es necesario conocer cuantas regiones se activan

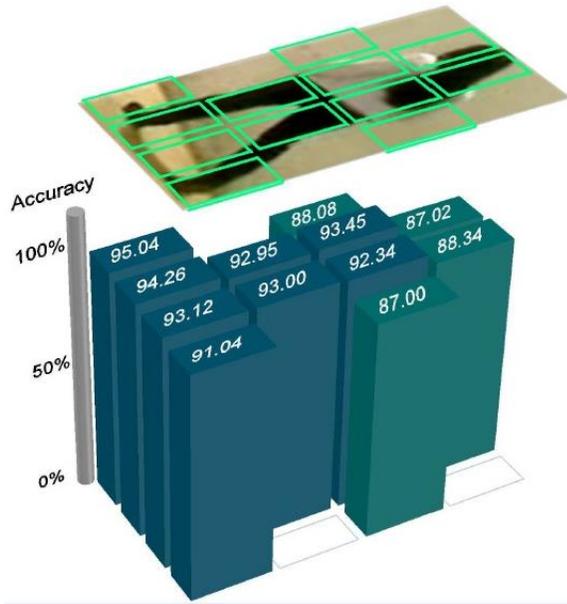


Fig. 5. Valores del índice de exactitud (accuracy) de SVM sobre cada una de las partes del cuerpo humano. Los valores se encuentran en porcentajes.

en función del porcentaje de oclusión. Para despejar esta incógnita se usó la base de datos CVC-05, debido a que es especializada en peatones bajo oclusión. Luego de un amplio trabajo experimental se ha comprobado que 8, 7, 6 y 4 regiones se activan al 10%, 20%, 30% y 40%, respectivamente.

Esta información ha sido útil para definir el umbral mínimo de regiones que deben estar activas para considerar un peatón. Además se puede concluir que a mayor oclusión, menor número de regiones activas. A la vez, en la figura 6 se observan varios ejemplos de las zonas activas, de manera individual, en los distintos niveles de oclusión.

Ahora corresponde evaluar el clasificador global en distintos niveles de oclusión. Esta fusión toma en consideración los pesos dados en (3). El valor 0% indica que la imagen es la original de la base de datos, y que no ha sido posteriormente modificada. Los resultados se presentan en la tabla I, donde se puede verificar el desempeño sobre cada una de las bases de datos.

El mejor desempeño se obtiene sobre la base INRIA y las peores ejecuciones sobre las bases Daimler y CVC-05. Entretanto, sobre las bases DB-AU y DB-Propia se tiene un desempeño competitivo de buena calidad .

#### E. Evaluación del Detector

Para evaluar el detector se ha utilizado la métrica tasa de error versus fppi. Así se ha obtenido una tasa de error del 64% en  $10^{-1}$ , FPPI, con una tasa de oclusión de hasta el 20%, sobre la base de datos BD-Propia. Se ha tomado esta base de datos debido a que es necesario conocer los parámetros intrínsecos y extrínsecos del sistema de visión, para proyectar los hiperplanos sobre la carretera para reducir la zona de búsqueda, necesario para el módulo de generación de ROIs [39].

TABLA I  
MÉTRICA AUC DE LA CLASIFICACIÓN SOBRE LAS DISTINTAS BASES DE DATOS, BAJO DISTINTOS NIVELES DE OCLUSIÓN, USANDO EL CLASIFICADOR GLOBAL

BD	Oclusión (%)	AUC (%)
Daimler	0	97.45
	10	95.72
	20	94.74
	30	91.09
	40	87.01
DB-AU	0	99.02
	10	98.94
	20	98.40
	30	97.05
	40	96.02
INRIA	0	99.01
	10	98.71
	20	98.50
	30	97.10
	40	95.81
CVC-05	0	98.34
	10	97.46
	20	96.14
	30	93.07
	40	87.80
BD-Propia	0	99.01
	10	98.89
	20	98.39
	30	97.15
	40	95.41

#### F. Tiempo de Procesamiento

En la Tabla II se observa el tiempo de cómputo, en la fase de diseño, del sistema total. Estos valores son los promedios del procesamiento de 1000 imágenes de tamaño  $640 \times 480$  píxeles, en un PC core I7-3630QM a 2.4 GHz con 8 GB de RAM.

TABLA II  
TIEMPOS DE CÓMPUTO DE CADA UNO DE LOS MÓDULOS Y DEL SISTEMA TOTAL, SOBRE IMÁGENES DE TAMANÑO  $640 \times 480$  PÍXELES, EN LA FASE DE DISEÑO.

Etapa	Tiempo (ms)
Captura	1.750
ROIs	25.38
Clasificación	306.2
Visualización	1.750
<b>Total</b>	<b>335.08</b>

Esto demuestra que el algoritmo procesa, aproximadamente, 3 imágenes por segundo. Siendo la etapa de clasificación la más costosa de calcular.

#### V. SISTEMAS DE PERCEPCIÓN, PROCESAMIENTO Y PLATAFORMA DE EXPERIMENTACIÓN

El sistema de percepción está compuesto por una cámara, una tarjeta de procesamiento y la pantalla de visualización. Los dos primeros elementos forma el corazón de un prototipo que alberga varios sistemas de asistencia a la conducción para ser probados en condiciones reales de manejo en las calles del Ecuador.



Fig. 6. Ejemplos de los resultados de la clasificación individual de los doce modelos SVM, en varios niveles de occlusión, desde 10% hasta 40%. En la fila superior están los no peatones. En la fila del medio se encuentran los peatones sin occlusión. En la fila inferior están los peatones parcialmente ocluidos.

Este aparato es de fácil instalación sobre el parabrisas de cualquier tipo de vehículo, en la Figura 7 se lo puede ver instalado en el vehículo experimental **ViiA**.

Para finalizar este apartado, en la Figura 8 se presenta un ejemplo extendido con los resultados de las detecciones de peatones parcialmente ocluidos.

## VI. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

En este artículo se presentó un sistema de detección de peatones bajo occlusión parcial, que trabaja a tres fotogramas por segundo, de fácil instalación en el parabrisas de cualquier tipo de vehículo. El método de clasificación de personas se basa en la división de la imagen de entrada en doce regiones que extraen la mejor información de la forma humana. Luego, el descriptor HOG y el clasificador SVM fueron utilizados para generar un grupo de clasificadores, que corresponden a cada una de las regiones representativas de la forma humana. A continuación para construir el clasificador global se unieron las partes usando inferencia lógica. A través de una extensa comparación experimental, sobre múltiples bases de datos, los resultados de la clasificación indican un importante desempeño hasta en un 40% de occlusión parcial. Respecto a la detección se ha logrado alcanzar una tasa de error del 64% en  $10^{-1}$



Fig. 7. Prototipo del sistema de detección de peatones instalado en la plataforma experimental **ViiA**, en (1) se encuentra la cámara y la tarjeta de procesamiento, en (2) se tiene la pantalla de visualización.

FPPI, situando el desempeño de éste sistema entre los más competitivos.

A futuro se incursionará con la implementación de nuevos algoritmos de aprendizaje máquina para mejorar el desempeño de este sistema, especialmente incorporando técnicas de aprendizaje profundo, con la firme intención de bajar la tasa de error en el caso de occlusión parcial.

## AGRADECIMIENTOS

El financiamiento directo, los equipos, la base de datos y el vehículo utilizados en esta investigación han sido proporcionados por la empresa Tecnologías I&H. A ella nuestro especial agradecimiento.

## REFERENCIAS

- [1] P. Kaur and R. Sobti, "Current challenges in modelling advanced driver assistance systems: Future trends and advancements," in *IEEE International Conference on Intelligent Transportation Engineering (ICITE)*, Singapore, Singapore, September 2017, pp. 236–240.
- [2] A. Magadan-Salazar, I. Martín-de Diego, C. Conde, and E. Cabello-Pardos, "Evaluation of keypoint descriptors applied in the pedestrian detection in low quality images," *IEEE Latin America Transactions*, vol. 14, no. 3, pp. 1401–1407, 2015.
- [3] J. Van-Brummelen, M. O'Brien, D. Gruyer, and H. Najjarana, "Autonomous vehicle perception: The technology of today and tomorrow," *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol. 89, pp. 384–406, 2018.
- [4] K. Kim, Y. Kim, and S. Kwak, "Vision sensor based fuzzy system for intelligent vehicles," *Sensors (Basel)*, vol. 19, no. 4, 2019.
- [5] W. Shi, M. Baker-Alawieh, X. Li, and H. Yu, "Algorithm and hardware implementation for visual perception system in autonomous vehicle: A survey," *Integration*, vol. 59, pp. 148–156, 2017.
- [6] H. Zhu, K.-V. Yuen, L. Mihaylova, and H. Leung, "Overview of environment perception for intelligent vehicles," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 18, no. 10, pp. 2584–2601, 2017.
- [7] World Health Organization WHO. (2017) Control de la velocidad. [Online]. Available: [http://www.who.int/violence\\_injury\\_prevention/publications/road\\_traffic/managing-speed/es/](http://www.who.int/violence_injury_prevention/publications/road_traffic/managing-speed/es/)
- [8] Organización Mundial de la Salud. (2019) Accidentes de tránsito. [Online]. Available: [https://www.who.int/violence\\_injury\\_prevention/road\\_traffic/es/](https://www.who.int/violence_injury_prevention/road_traffic/es/)

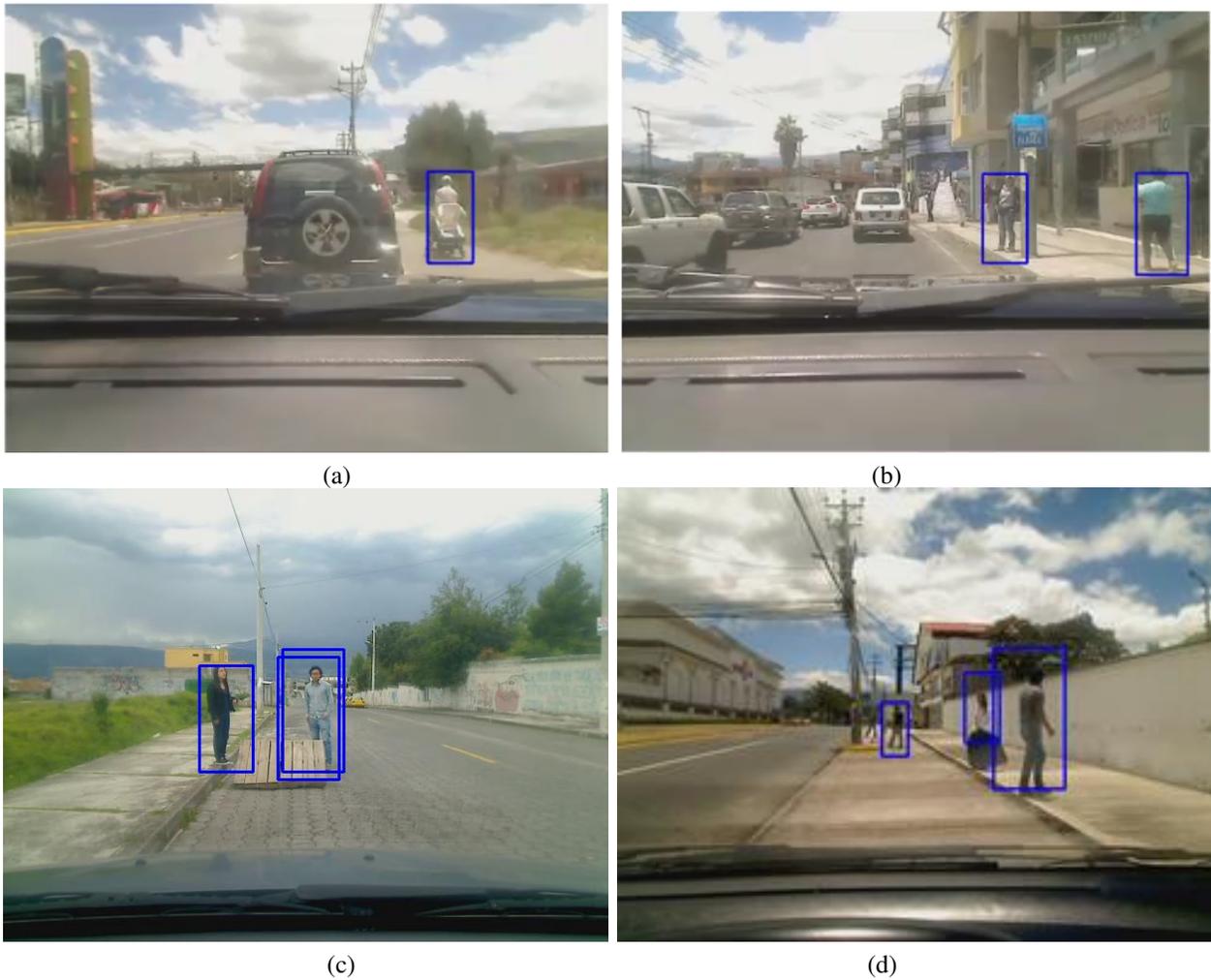


Fig. 8. Ejemplos de detección de peatones parcialmente ocluidos y sin oclusiones en condiciones reales de conducción durante el día, desde el vehículo en movimiento.

- [9] Agencia Nacional de Tránsito del Ecuador. (2018) Siniestros junio 2017. [Online]. Available: <https://www.ant.gob.ec/index.php/descargable/file/4148-siniestros-junio-2017>
- [10] S. Nisha and K. Thulasimani, "Part-based pedestrian detection and tracking using hog-svm classification," *International Journal of Computer Science and Mobile Applications*, vol. 2, no. 1, pp. 142–155, 2014.
- [11] X. Zhang, H.-M. Hu, F. Jiang, and B. Li, "Pedestrian detection based on hierarchical co-occurrence model," *Neurocomputing*, pp. 861–870, 2015.
- [12] A. Jalal, S. Kamal, and D. Kim, "A depth video-based human detection and activity recognition using multi-features and embedded hidden markov models for health care monitoring systems," *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*, vol. 4, no. 4, pp. 54–62, 2017.
- [13] A. Ghazvini, S. N. H. S. Abdullah, and M. Ayob, "A recent trend in individual counting approach using deep network," *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*, vol. 5, no. 5, 2019.
- [14] R. C. Joshi, A. G. Singh, M. Joshi, and S. Mathur, "A low cost and computationally efficient approach for occlusion handling in video surveillance systems," *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*, 2019.
- [15] S. Raviteja and R. Shanmughasundaram, "Advanced driver assistance system (ADAS)," in *Second International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS)*, Madurai, India, pp. 737–740.
- [16] D. Cosmo, E. O. Teatini-Salles, and P. Marques-Ciarelli, "Pedestrian detection utilizing gradient orientation histograms and color self similarities descriptors," *IEEE Latin America Transactions*, vol. 13, no. 7, pp. 2416–2422, 2015.
- [17] N. Dalal. INRIA Person Dataset. [Online]. Available: <http://pascal.inrialpes.fr/data/human/>
- [18] Z. Huang, "Pedestrian detection algorithm in video analysis based on centrist," in *International Conference on Intelligent Transportation, Big Data & Smart City (ICITBS)*, Changsha, China, December 2017, pp. 117–120.
- [19] J. Wu and J. M. Rehg, "Centrist: A visual descriptor for scene categorization," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI)*, 2011.
- [20] N. Cristianini and J. Shawe-Taylor, *An Introduction to Support Vector Machines and other kernel-based learning methods*, 3rd ed. Cambridge University Press, 2000.
- [21] C.-H. Lee and D. Kim, "Dense disparity map-based pedestrian detection for intelligent vehicle," in *IEEE International Conference on Intelligent Transportation Engineering (ICITE)*, Singapore, Singapore, August 2016, pp. 108 – 111.
- [22] N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of oriented gradients for human detection," in *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*, vol. 1. IEEE, 2005, pp. 886–893.
- [23] A. Ess. [Online]. Available: <https://data.vision.ee.ethz.ch/cvl/aess/>
- [24] Y. Lei and Z. Huang, "Research on pedestrian detection algorithm based on monocular vision," in *International Conference on Robots and Intelligent System (ICRIS)*, Changsha, China, May 2018, pp. 161 – 163.
- [25] W. Bin and Q. Shiru, "A study on occluded pedestrian detection based on block-based features and ensemble classifier," in *34th Chinese Control Conference (CCC)*, Hangzhou, China, July 2015, pp. 4710–4715.
- [26] M. Gavrila. Daimler pedestrian benchmark data sets. [Online]. Available: [http://www.gavrila.net/Datasets/Daimler\\_Pedestrian\\_Benchmark\\_D/daimler\\_pedestrian\\_benchmark\\_d.html](http://www.gavrila.net/Datasets/Daimler_Pedestrian_Benchmark_D/daimler_pedestrian_benchmark_d.html)

- [27] M. P. I. for Informatics. People detection, pose estimation and tracking. [Online]. Available: <https://www.mpi-inf.mpg.de/departments/computer-vision-and-multimodal-computing/software-and-datasets/>
- [28] J. Zhang, J. Xiao, C. Zhou, and C. Peng, "A multi-class pedestrian detection network for distorted pedestrians," in *13th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA)*, Wuhan, China, 31 May-2 June 2018, pp. 1079 – 1083.
- [29] W. Lan, J. Dang, Y. Wang, and S. Wang, "Pedestrian detection based on yolo network model," in *IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA)*, Changchun, China, August 2018, pp. 1547 – 1551.
- [30] D. Qiu and L. Deyu, "The optimal pedestrian detection algorithm based on dynamic adaptive region convolution model," in *Chinese Automation Congress (CAC)*, Jinan, China, October 2017, pp. 7808–7910.
- [31] C. Li, X. Wang, and W. Liu, "Neural features for pedestrian detection," *Neurocomputing*, vol. 238, pp. 420–432, 2017.
- [32] E. Shelhamer, J. Long, and T. Darrell, "Fully convolutional networks for semantic segmentation," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 39, no. 4, pp. 640–651, May 2017.
- [33] P. Dollár. Caltech pedestrian detection benchmark. [Online]. Available: [http://www.vision.caltech.edu/Image\\_Datasets/CaltechPedestrians/](http://www.vision.caltech.edu/Image_Datasets/CaltechPedestrians/)
- [34] Volvo Car Group. (2019) Pedestrian detection with full auto brake - unique technology in the all-new volvo S60. [Online]. Available: <https://www.media.volvocars.com/global/en-gb/media/pressreleases/31773>
- [35] Continental Automotive. (2019) Pedestrian protection system. [Online]. Available: <https://www.continental-automotive.com/en-gl/Passenger-Cars/Chassis-Safety/Integrated-Safety/Satellite-Sensors/Pedestrian-Protection-System>
- [36] Euro NCAP. (2014) Bmw pedestrian warning with city brake activation. [Online]. Available: [https://preview.thenewsmarket.com/Previews/NCAP/DocumentAssets/358227\\_v2.pdf](https://preview.thenewsmarket.com/Previews/NCAP/DocumentAssets/358227_v2.pdf)
- [37] Mobileye. (2019) Adas. [Online]. Available: <https://www.mobileye.com/our-technology/adas/>
- [38] H. Elsayed, B. A. Abdullah, and G. Aly, "Fuzzy logic based collision avoidance system for autonomous navigation vehicle," in *13th International Conference on Computer Engineering and Systems (ICCES)*. IEEE, 2018.
- [39] M. Flores-Calero, B. Quinga, N. Onofa, and F. Gallardo, "Generación de regiones de interés con potencial de contener peatones mediante búsqueda focalizada usando visión monocular," *Revista CienciaAmérica*, vol. 8, no. 1, pp. 120–137, 2019.
- [40] S. Kok and P. Domingos, "Learning the structure of markov logic networks," in *Proceedings of the 22Nd International Conference on Machine Learning*, ser. ICML '05. New York, NY, USA: ACM, 2005, pp. 441–448. [Online]. Available: <http://doi.acm.org/10.1145/1102351.1102407>
- [41] M. Flores-Calero, D. Robayo, and D. Saa, "Histograma del gradiente con múltiples orientaciones HOG-MO: Detección de personas," *Revista VINCULOS*, vol. 12, no. 2, 2015.
- [42] P. Domingos and M. Richardson. Alchemy: Open source ai. [Online]. Available: <http://alchemy.cs.washington.edu/>
- [43] Elektra. CVC-05: Partially Occluded Pedestrian Dataset. [Online]. Available: <http://adas.cvc.uab.es/elektra/enigma-portfolio/cvc-05-partially-occluded-pedestrian-dataset/>
- [44] P. Dollár, C. Wojek, B. Schiele, and P. Perona, "Pedestrian detection: An evaluation of the state of the art," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 34, no. 4, pp. 743–761, 2012.



**Milton Aldás Sánchez** es Ingeniero Civil por la Universidad Técnica de Ambato, Ecuador, y doctor en Investigación Operativa por la Universidad Rey Juan Carlos, España. Actualmente es miembro del grupo de investigación COESVI, y académico en la Facultad de Ingeniería Civil y Mecánica de la Universidad Técnica de Ambato. Sus líneas de trabajo incluyen el uso de la investigación operativa en el análisis de datos y en los sistemas inteligentes de transporte.



**José Lázaro** es Ingeniero de Telecomunicaciones de la Universidad Politécnica de Madrid, y Doctor Ingeniero de Telecomunicaciones por la Universidad de Alcalá. Actualmente es Catedrático en la Universidad de Alcalá, España.



**Alfredo Gardel** es Ingeniero en Telecomunicaciones de la Universidad Politécnica de Madrid, Doctor en Electrónica por la Universidad de Alcalá, España. Actualmente es Catedrático en la Universidad de Alcalá.



**Noemi Onofa** es Ingeniera en Electrónica, Automatización y Control de la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, Pichincha (Ecuador). Actualmente es profesional en libre ejercicio en el sector privado, con énfasis en temas tecnológicos.



**Brayan Quinga** es Ingeniero en Electrónica, Automatización y Control de la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, Pichincha (Ecuador). Actualmente es profesional en libre ejercicio en el sector privado, con énfasis en temas tecnológicos.



**Marco Flores-Calero** es Ingeniero Matemático de la Escuela Politécnica Nacional-Ecuador. Posteriormente obtuvo su grado Magíster en Estadística en la Pontificia Universidad Católica-Chile, luego realizó el Doctorado en Ingeniería Eléctrica, Electrónica y Automática en la Universidad Carlos III de Madrid-España. Actualmente, es CEO de la empresa Tecnologías I&H, profesor titular en la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, Ecuador y miembro de la Comisión Gestora de la Universidad de Investigación de Tecnología Experimental Yachay,

Ecuador. Además ha publicado sus trabajos científicos en revistas de prestigio internacional.