



Estimación de la velocidad de navegación segura para vehículos autónomos utilizando técnicas de visión por computadora

Autor: Ramiro Santiago Avila Chacón

Director: Ph.D. Hoover Rueda-Chacón

Escuela de Ingeniería de Sistemas
Universidad Industrial de Santander
Bucaramanga, Colombia

2025

AGENDA

01 Introducción y fundamentos

02 Objetivos

03 Método propuesto

04 Simulador

05 Resultados y validación

06 Conclusiones

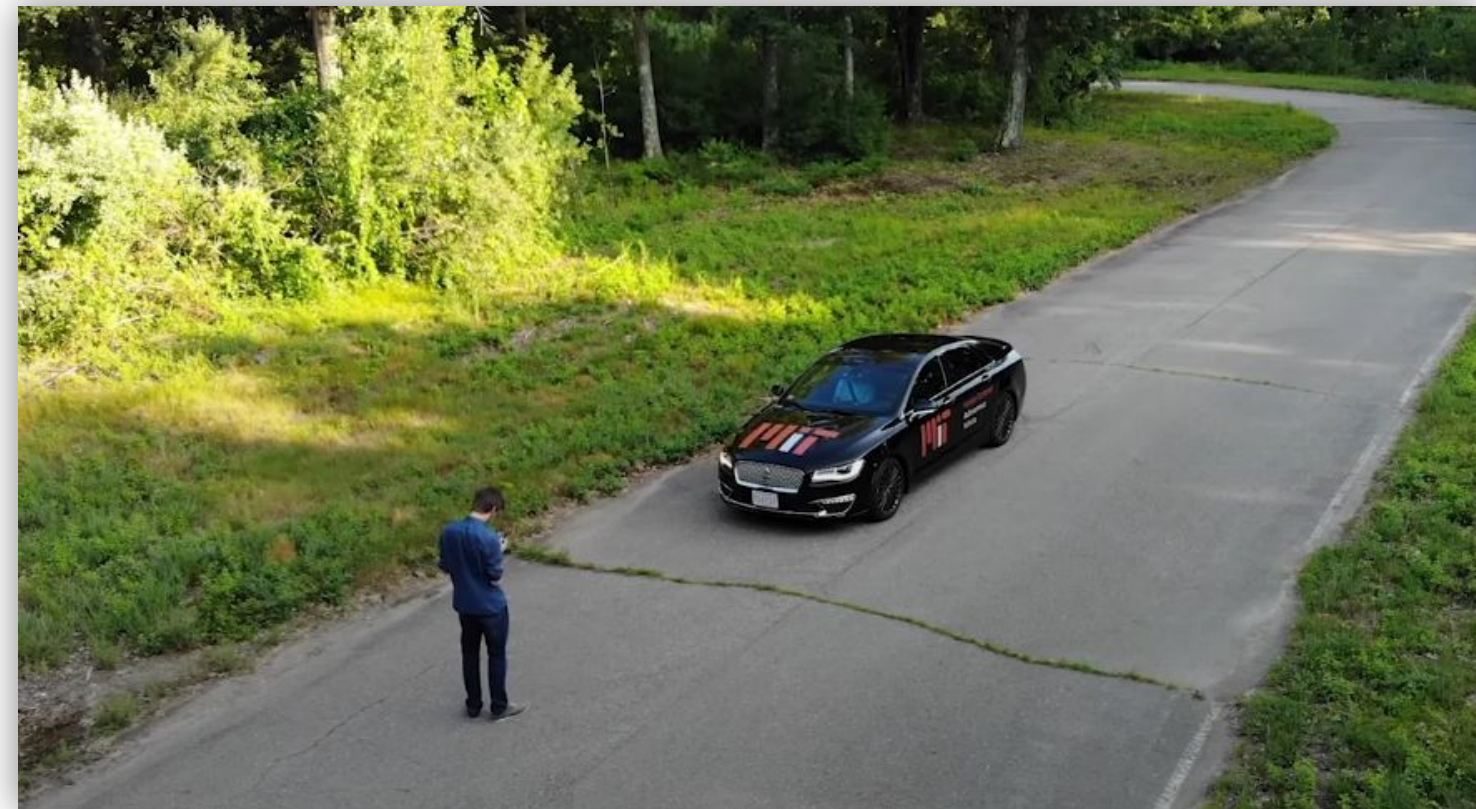
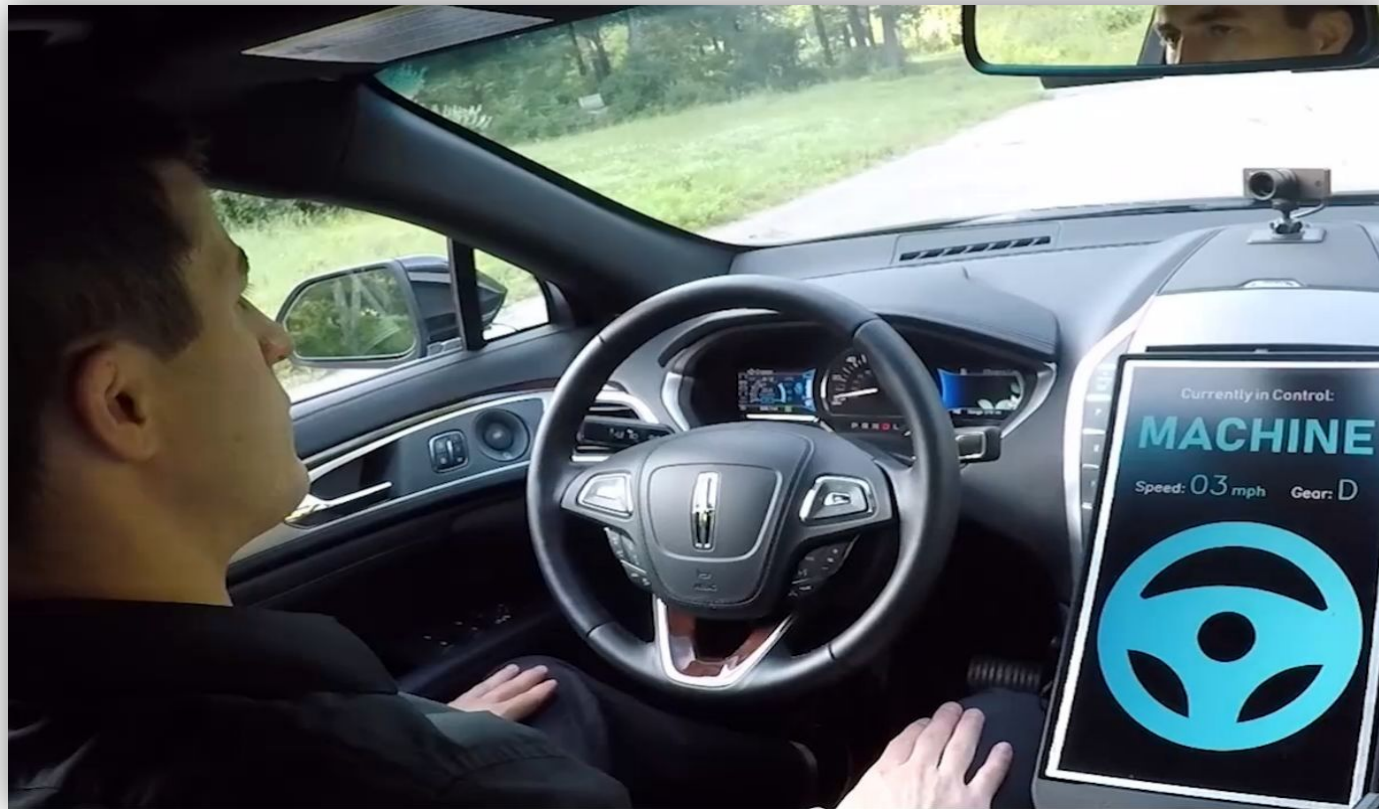
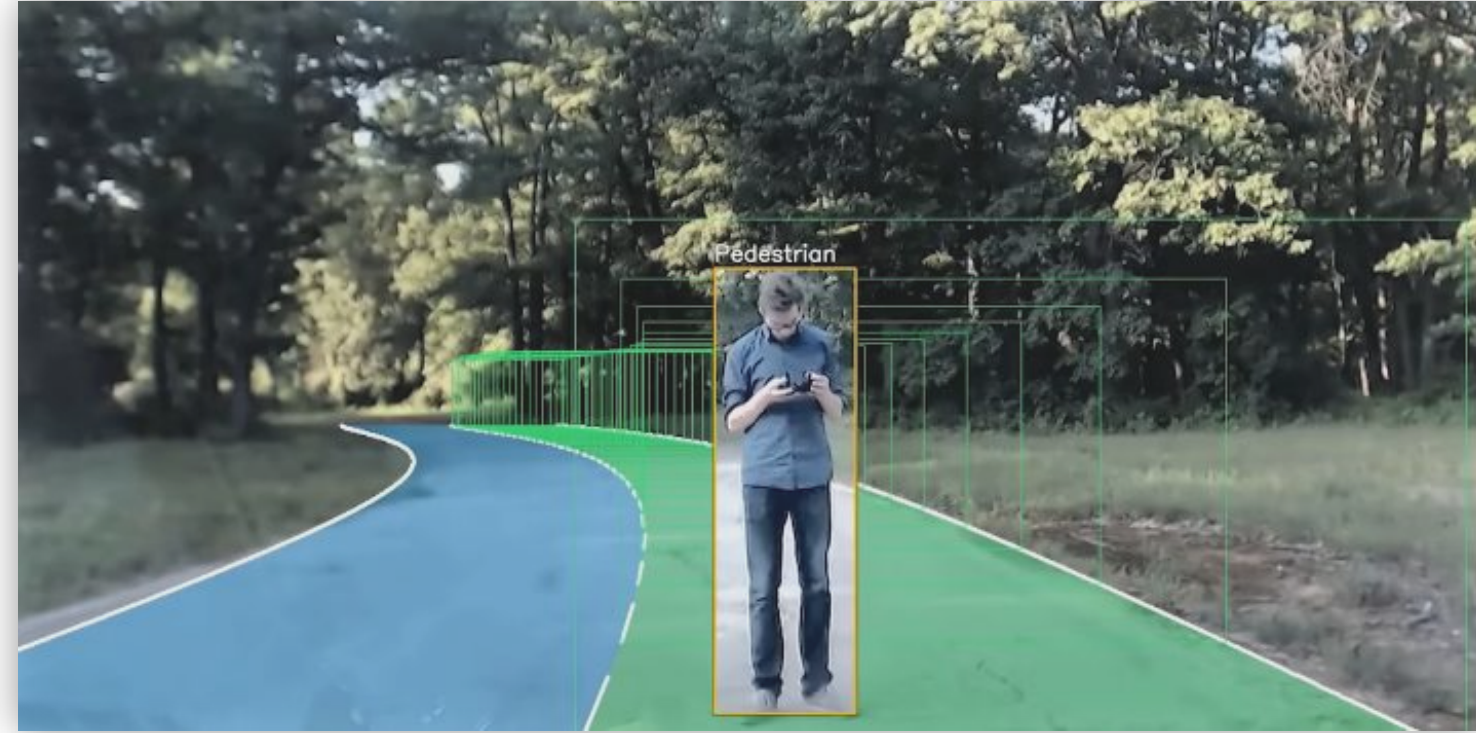
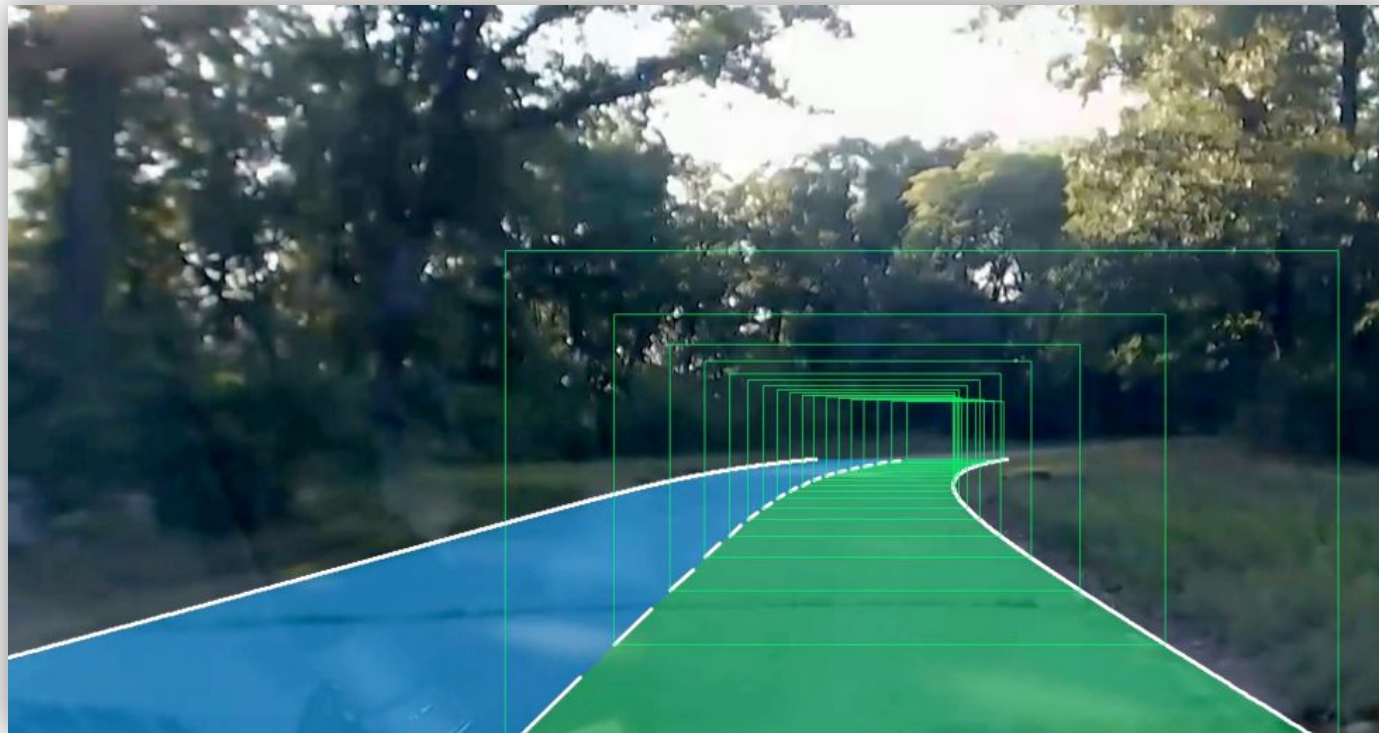
Introducción

Navegación Autónoma



[1] Recuperado de <https://www.tesla.com/models>

Navegación Autónoma



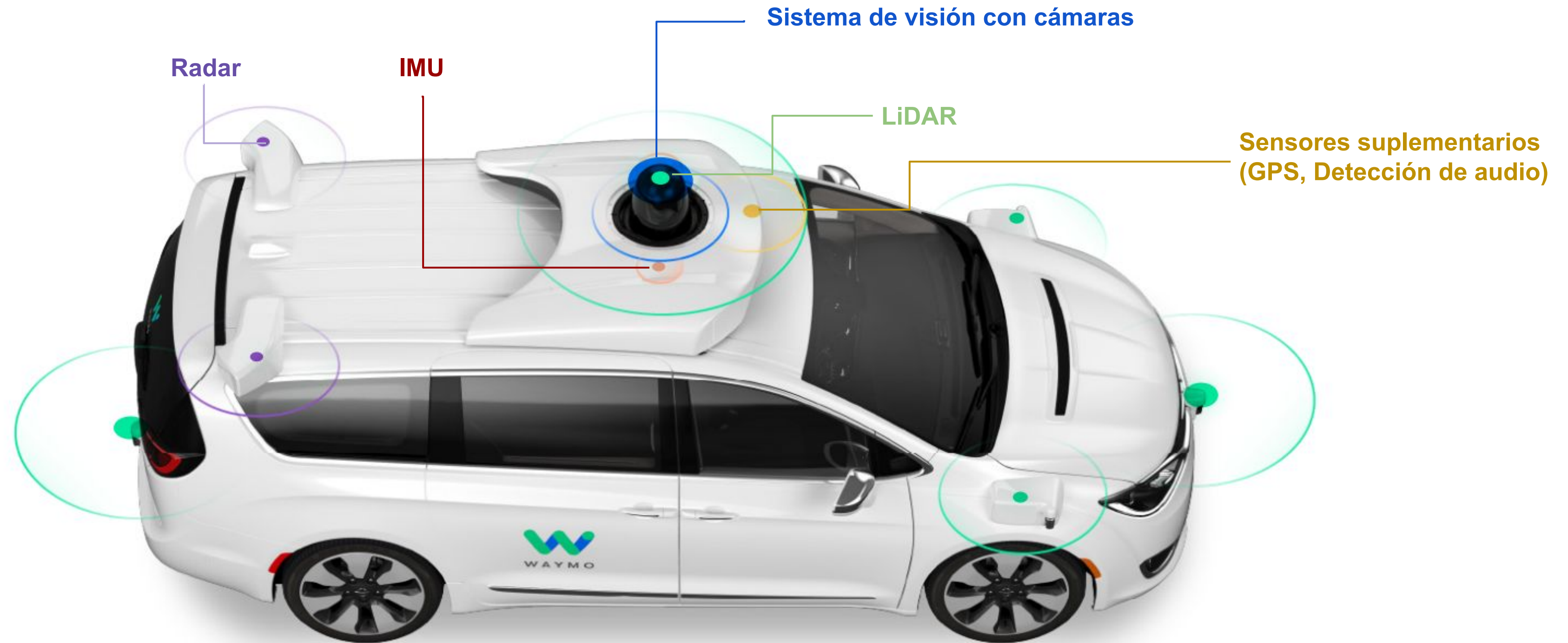
[2] Lex Fridman. Human-Centered Autonomous Vehicle Systems: Principles of Effective Shared Autonomy. arXiv preprint arXiv:1810.01835, 2018.

Navegacion Autónoma



[3] Recuperado de <https://waymo.com/intl/es/>

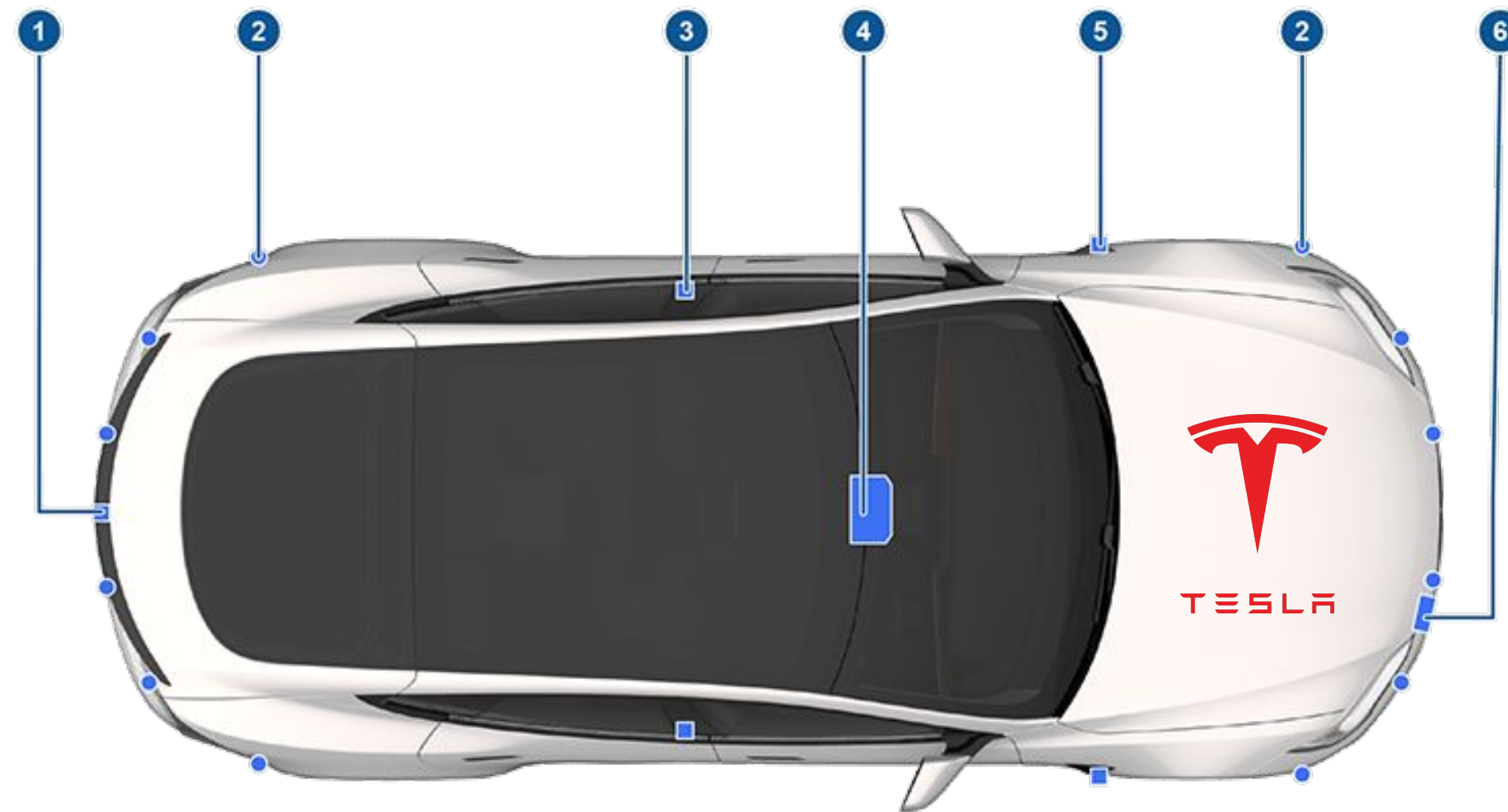
Sensores



Sensores



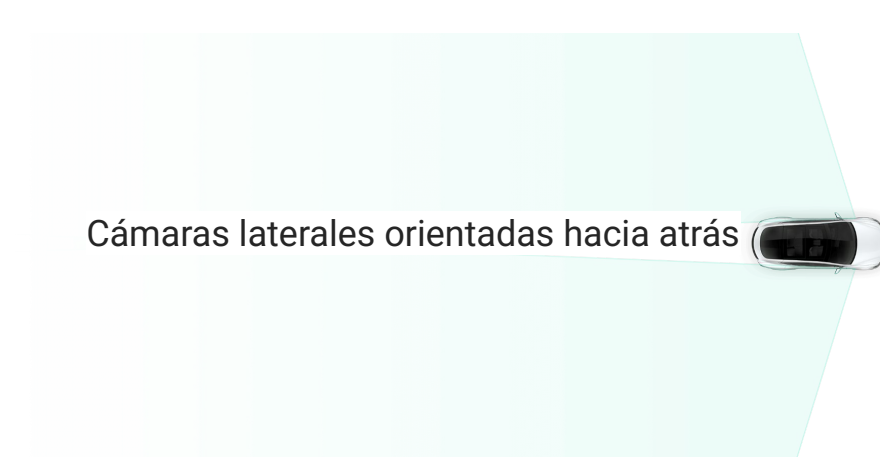
Sistema de visión con cámaras



Cámaras frontales ancha, principal y estrecha



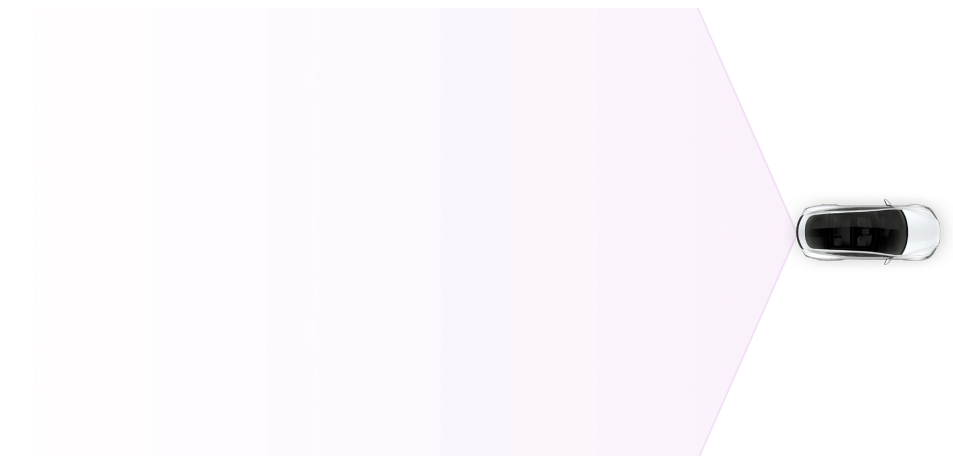
Cámaras laterales orientadas hacia atrás



Cámaras laterales orientadas hacia delante

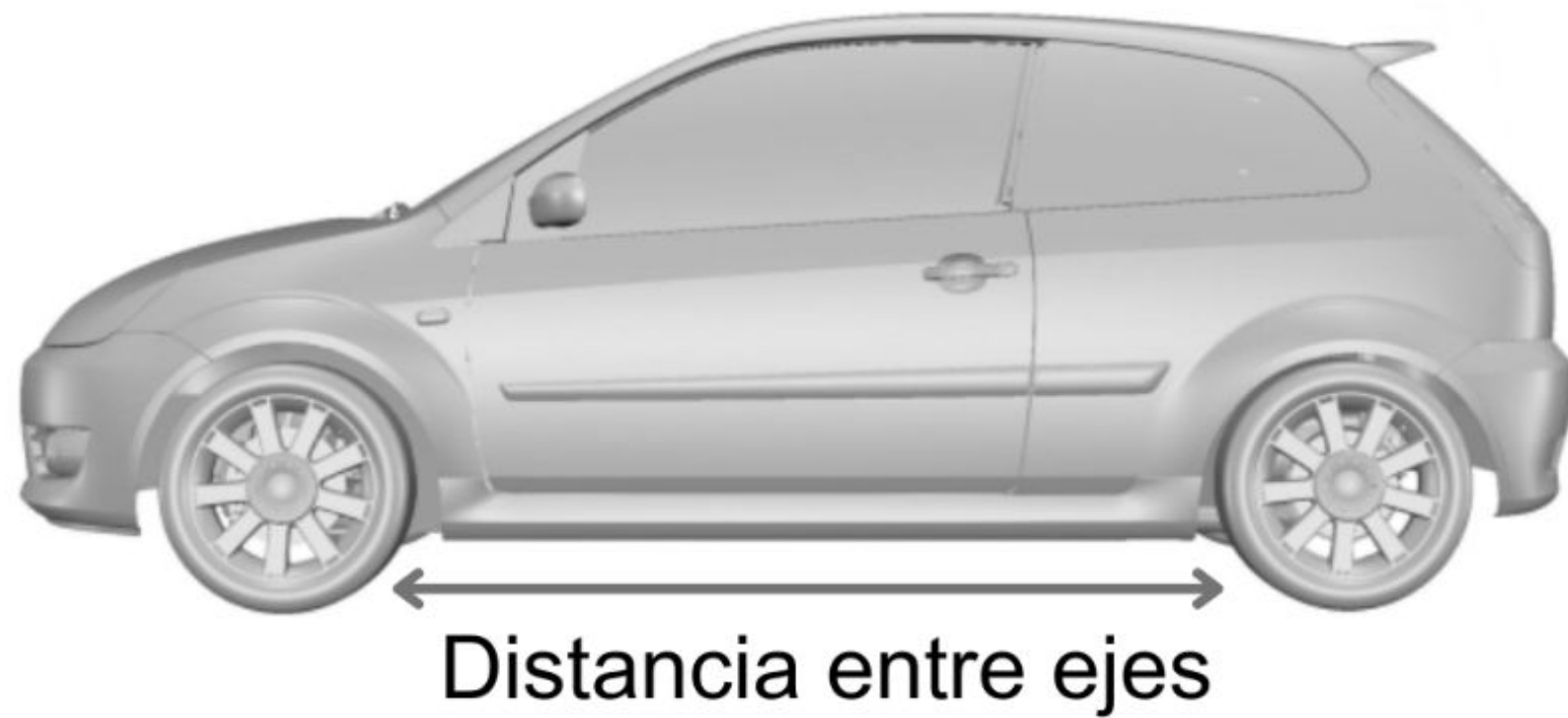


Cámara de visión trasera

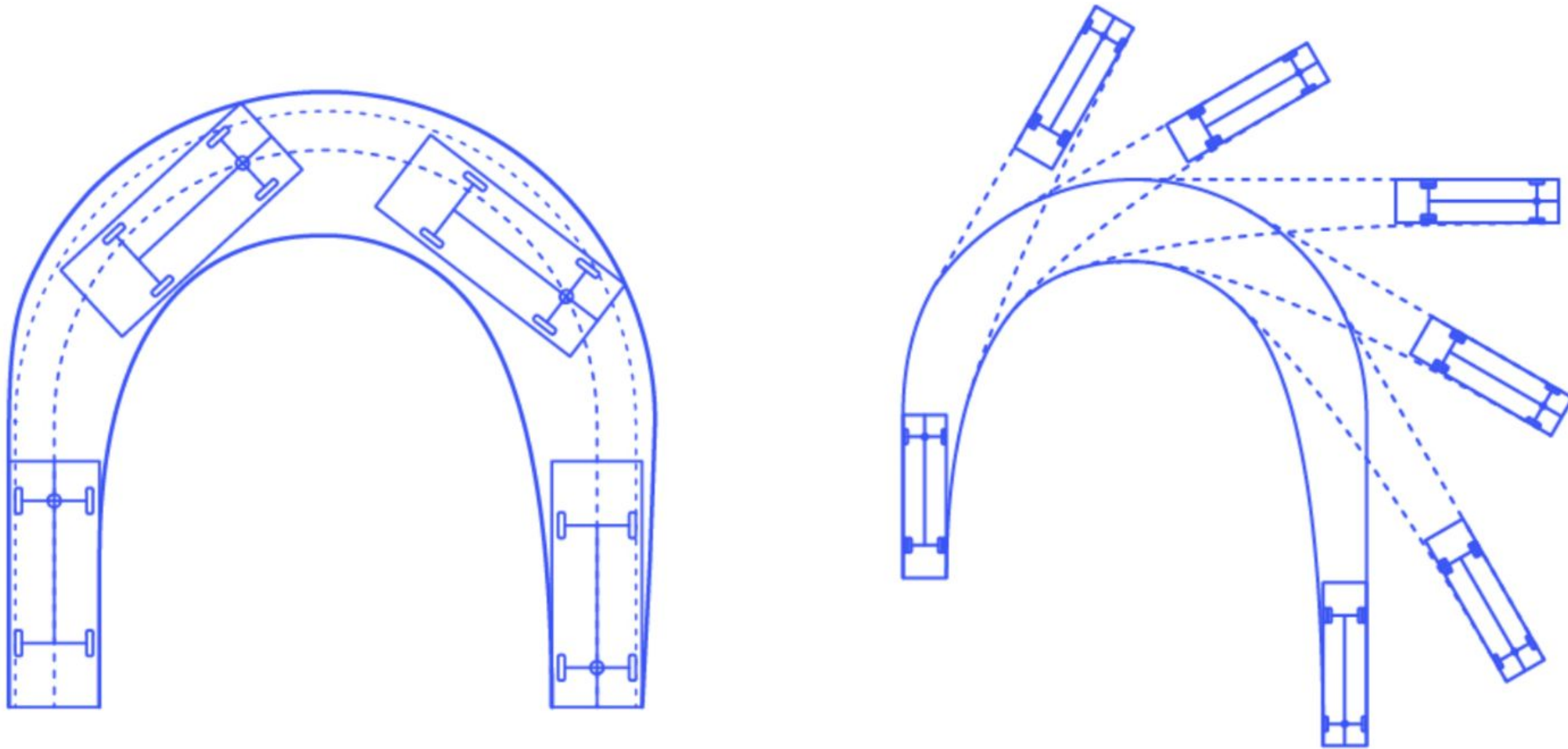


Fundamentos

Parámetros del vehículo



Parámetros del vehículo



Radio de giro

Sistema de visión estéreo



Vehículo de trabajo autónomo (AWV) de Honda [5]

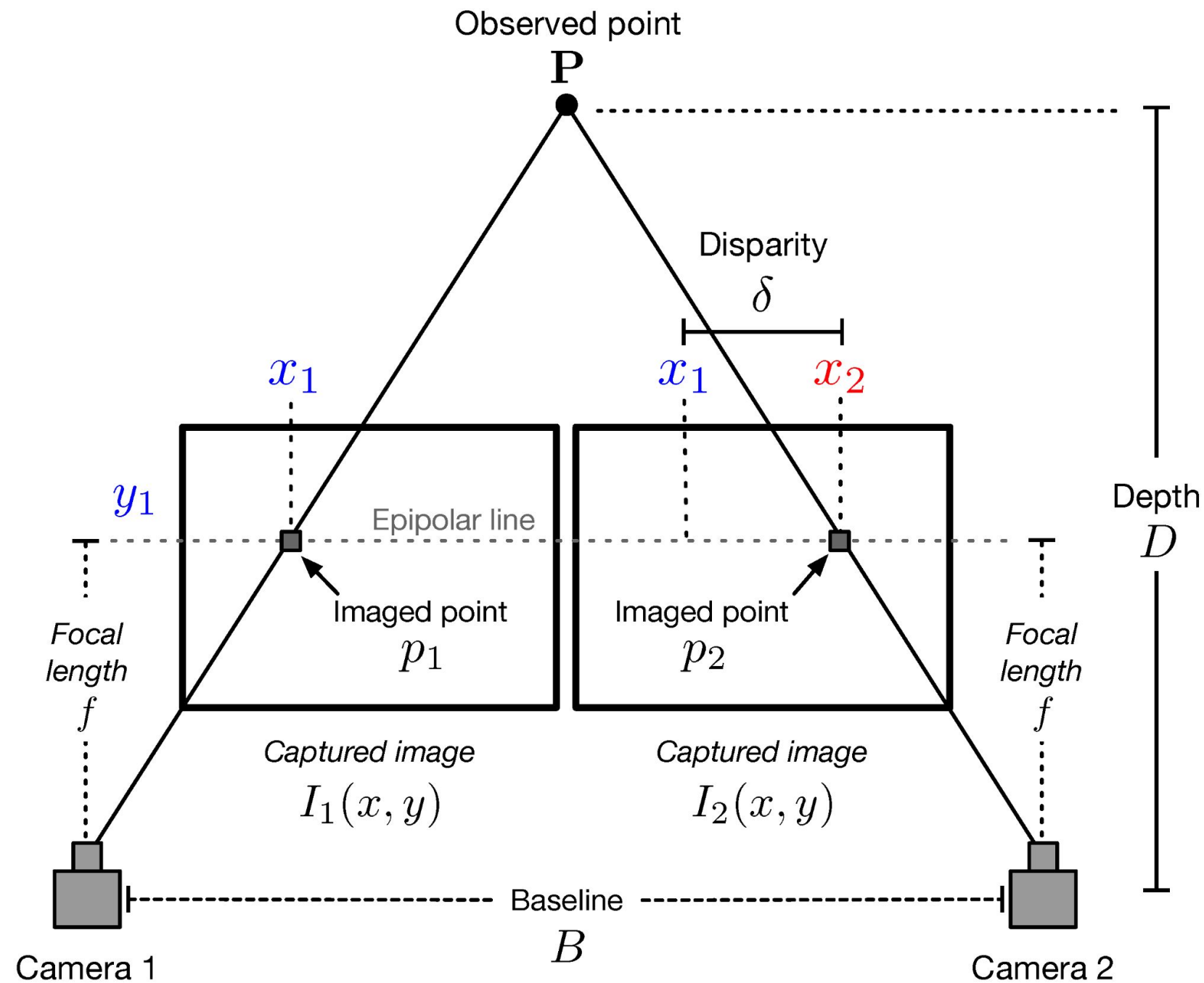


[5] Recuperado de <https://www.stereolabs.com/blog/hondas-autonomous-work-vehicle-awv-uses-the-zed-stereo-cameras>

Sistema de visión estéreo



Descripción del sistema de visión estéreo [6]



$$\delta = u_l - u_r$$

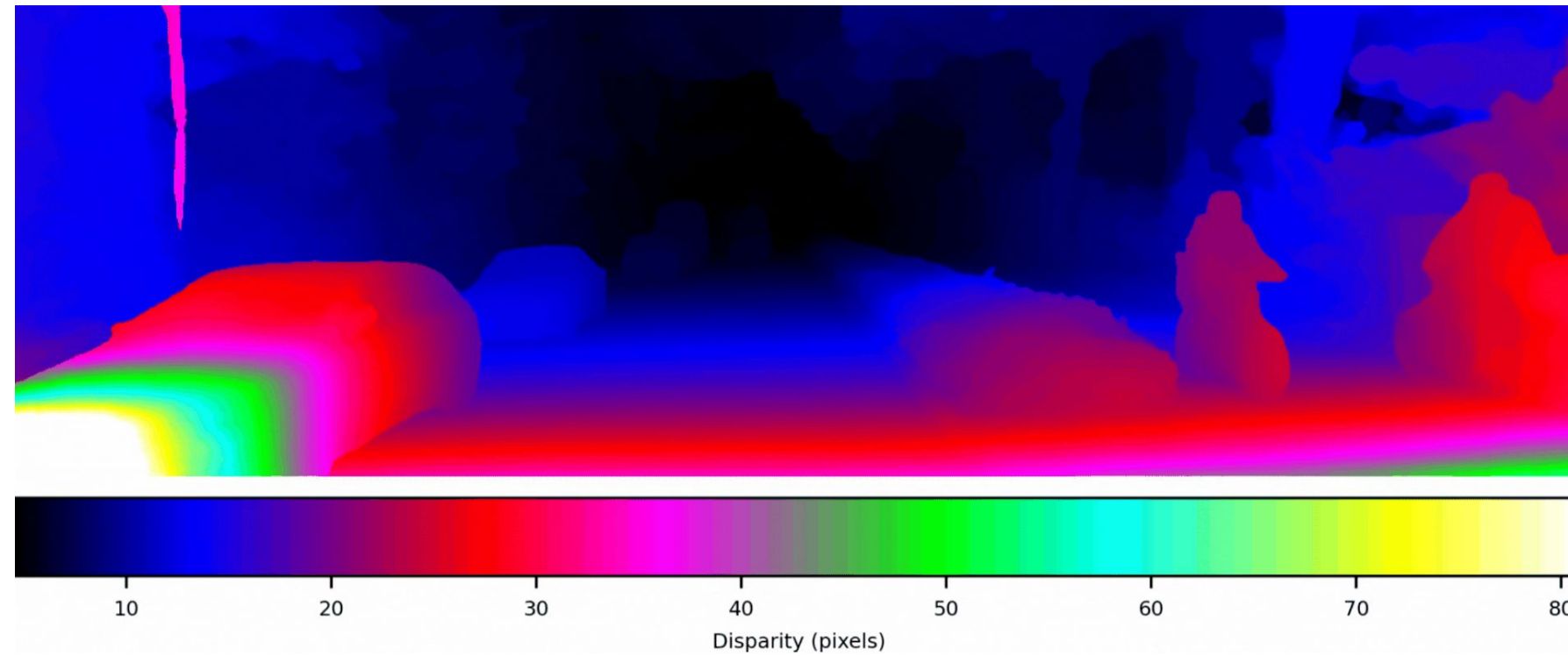
$$z = \frac{f \cdot b}{\delta}$$

[6] Victor Diaz-Ramirez, Martin Gonzalez-Ruiz, Vitaly Kober, and Rigoberto Juarez-Salazar. Stereo Image Matching Using Adaptive Morphological Correlation. *Sensors* , 22(23):9050, November 2022. DOI: 10.3390/s22239050.

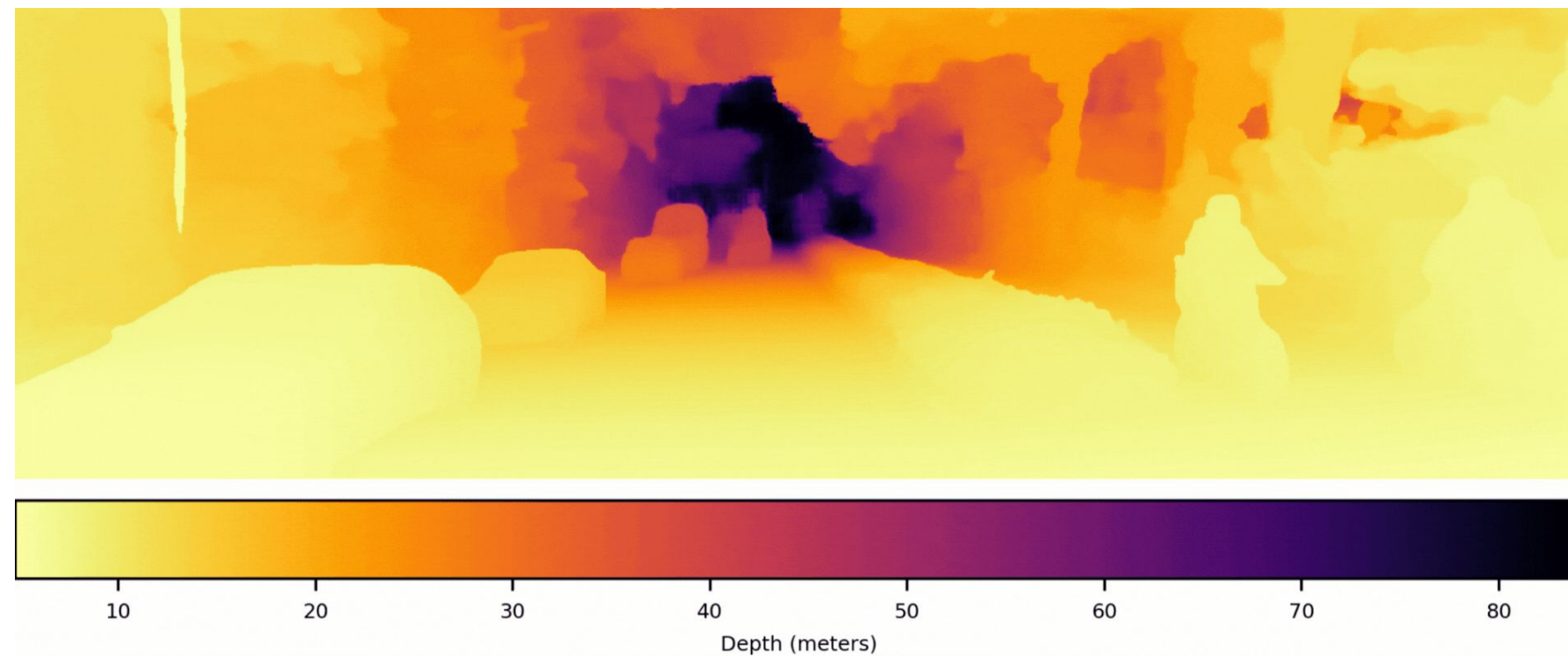
Sistema de visión estéreo



Mapa de disparidad



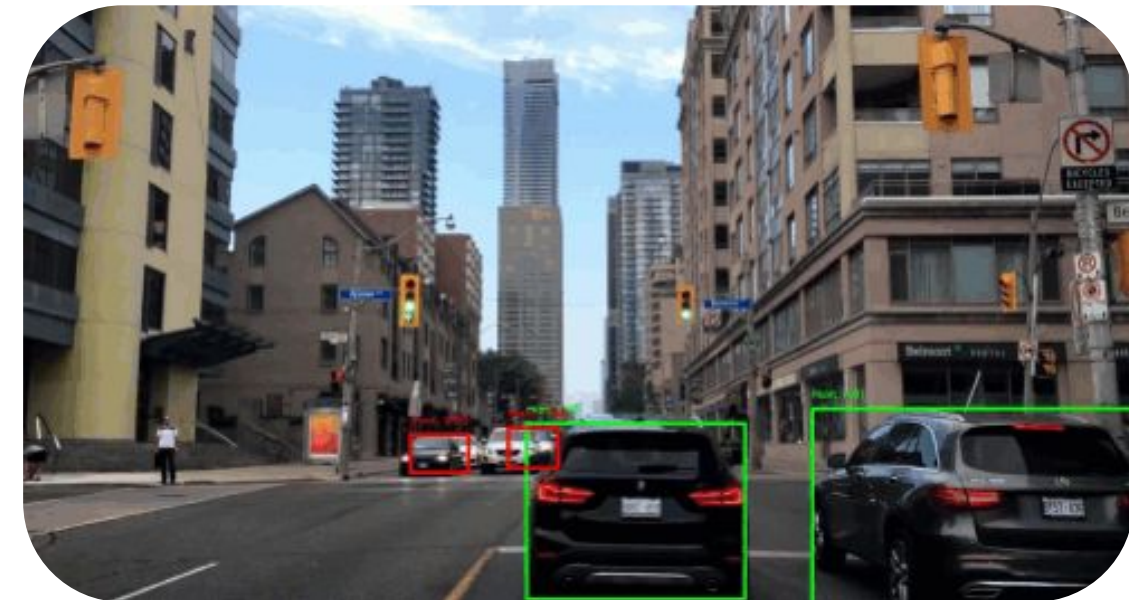
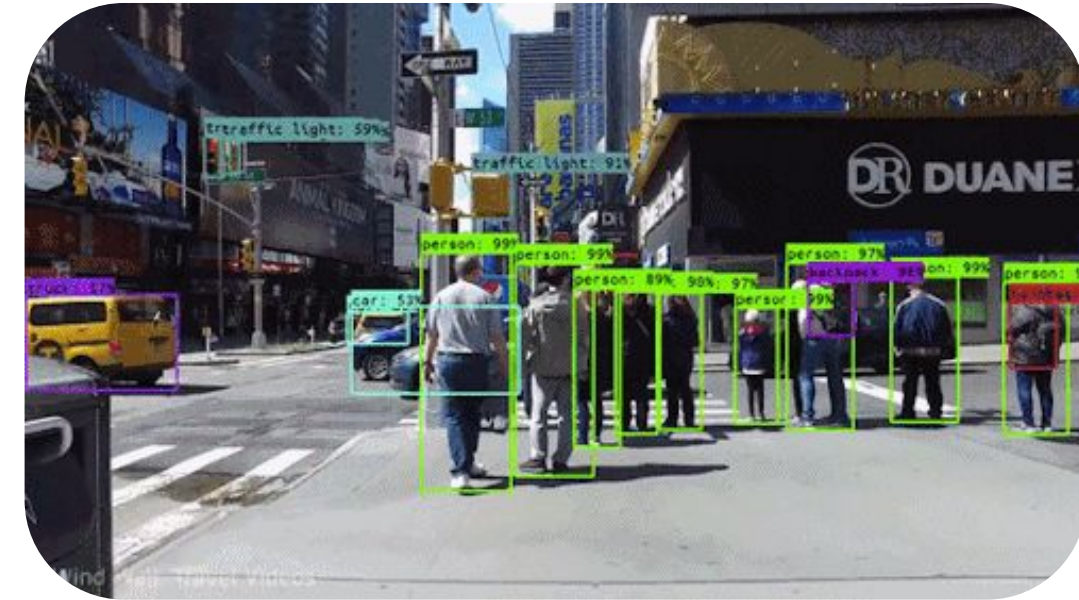
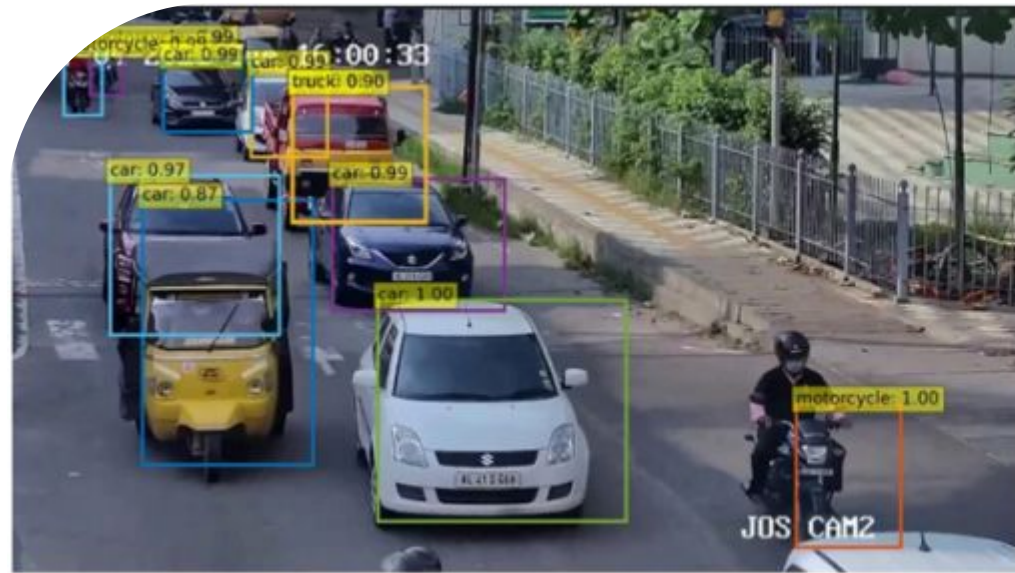
Mapa de profundidad



$$\delta = u_l - u_r$$

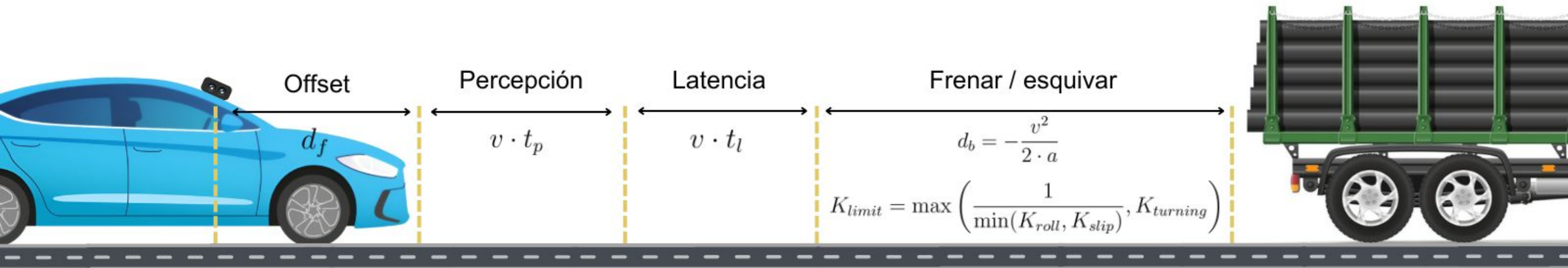
$$z = \frac{f \cdot b}{\delta}$$

Detección de objetos [7]



[7] Krishnendhu S. P. and Prabu Mohandas. DETR-SPP: a fine-tuned vehicle detection with transformer. *Multimedia Tools and Applications*, 83(9):25573–25594, 2024. DOI: 10.1007/s11042-023-16502-7.

Distancias de seguridad



Maniobra de detenimiento

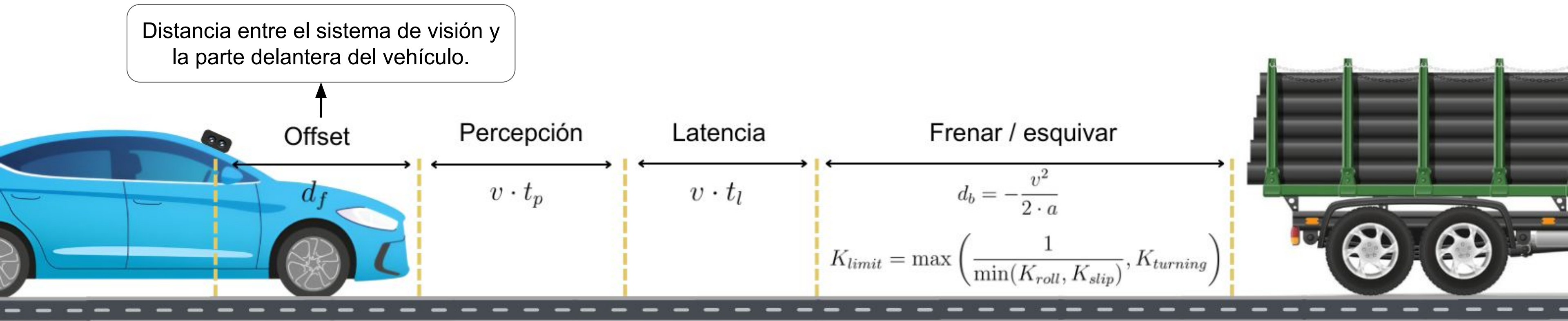
$$d_b = -\frac{v^2}{2 \cdot a} \quad \Bigg| \quad a = -\mu \cdot g$$

Maniobra de evasión

$$K_{limit} = \max \left(\frac{1}{\min(K_{roll}, K_{slip})}, K_{turning} \right)$$

$$K_{roll} = \frac{g \cdot w_h}{COG_h \cdot v^2} \quad \Bigg| \quad K_{slip} = \frac{\mu \cdot g}{v^2} \quad \Bigg| \quad K_{turning} = \theta_t$$

Distancias de seguridad



Maniobra de detenimiento

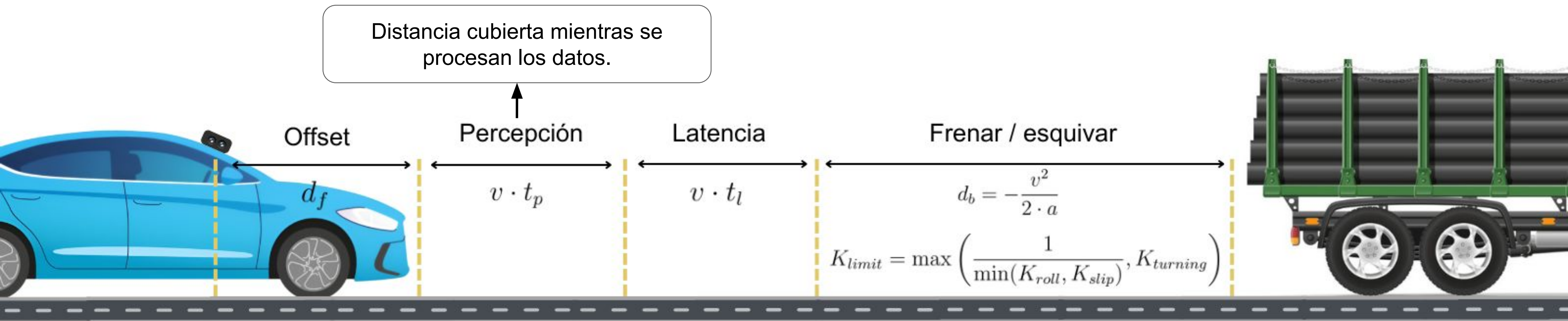
$$d_b = -\frac{v^2}{2 \cdot a} \quad \Bigg| \quad a = -\mu \cdot g$$

Maniobra de evasión

$$K_{limit} = \max \left(\frac{1}{\min(K_{roll}, K_{slip})}, K_{turning} \right)$$

$$K_{roll} = \frac{g \cdot w_h}{COG_h \cdot v^2} \quad \Bigg| \quad K_{slip} = \frac{\mu \cdot g}{v^2} \quad \Bigg| \quad K_{turning} = \theta_t$$

Distancias de seguridad



Maniobra de detenimiento

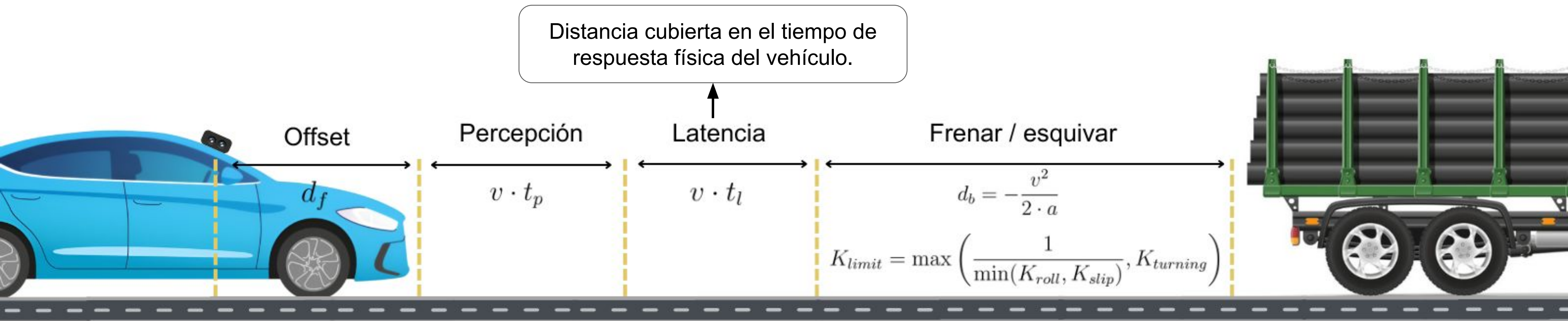
$$d_b = -\frac{v^2}{2 \cdot a} \quad \Bigg| \quad a = -\mu \cdot g$$

Maniobra de evasión

$$K_{limit} = \max \left(\frac{1}{\min(K_{roll}, K_{slip})}, K_{turning} \right)$$

$$K_{roll} = \frac{g \cdot w_h}{COG_h \cdot v^2} \quad \Bigg| \quad K_{slip} = \frac{\mu \cdot g}{v^2} \quad \Bigg| \quad K_{turning} = \theta_t$$

Distancias de seguridad



Maniobra de detenimiento

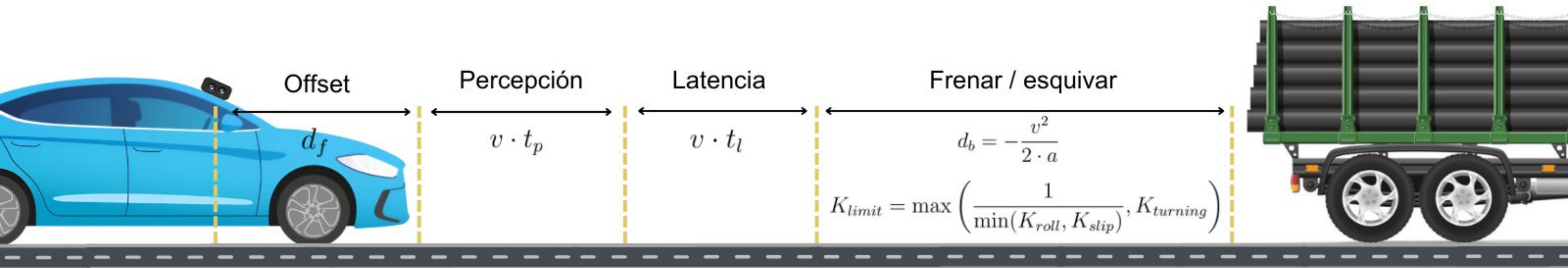
$$d_b = -\frac{v^2}{2 \cdot a} \quad \Bigg| \quad a = -\mu \cdot g$$

Maniobra de evasión

$$K_{limit} = \max \left(\frac{1}{\min(K_{roll}, K_{slip})}, K_{turning} \right)$$

$$K_{roll} = \frac{g \cdot w_h}{COG_h \cdot v^2} \quad \Bigg| \quad K_{slip} = \frac{\mu \cdot g}{v^2} \quad \Bigg| \quad K_{turning} = \theta_t$$

Distancias de seguridad



Maniobra de detenimiento

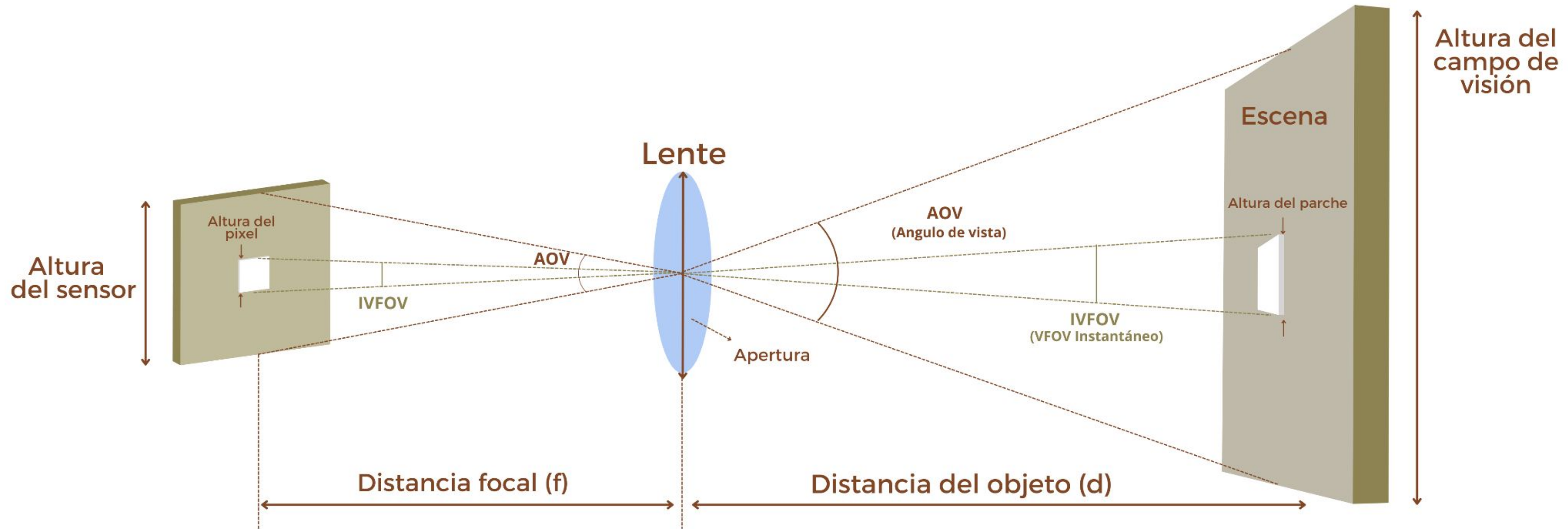
$$d_b = -\frac{v^2}{2 \cdot a} \quad \Bigg| \quad a = -\mu \cdot g$$

Maniobra de evasión

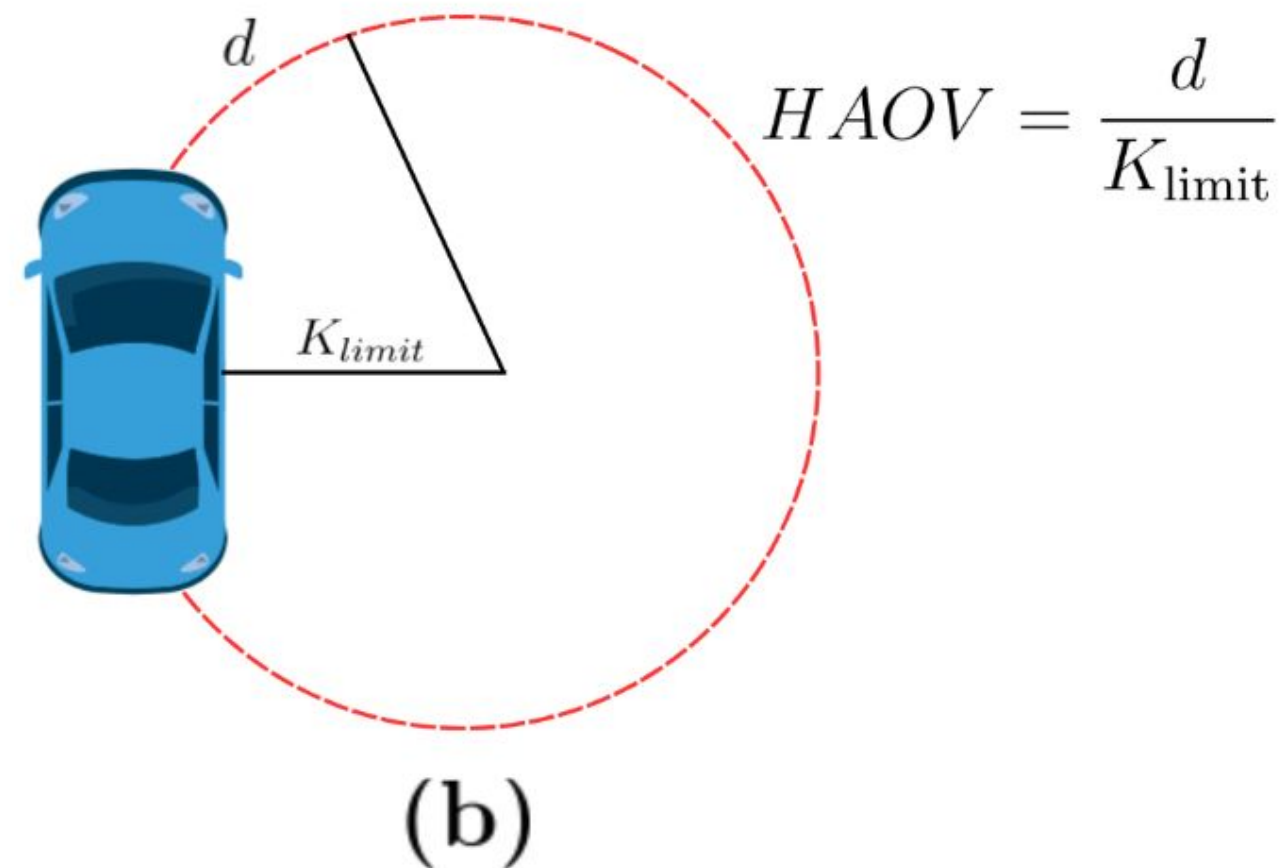
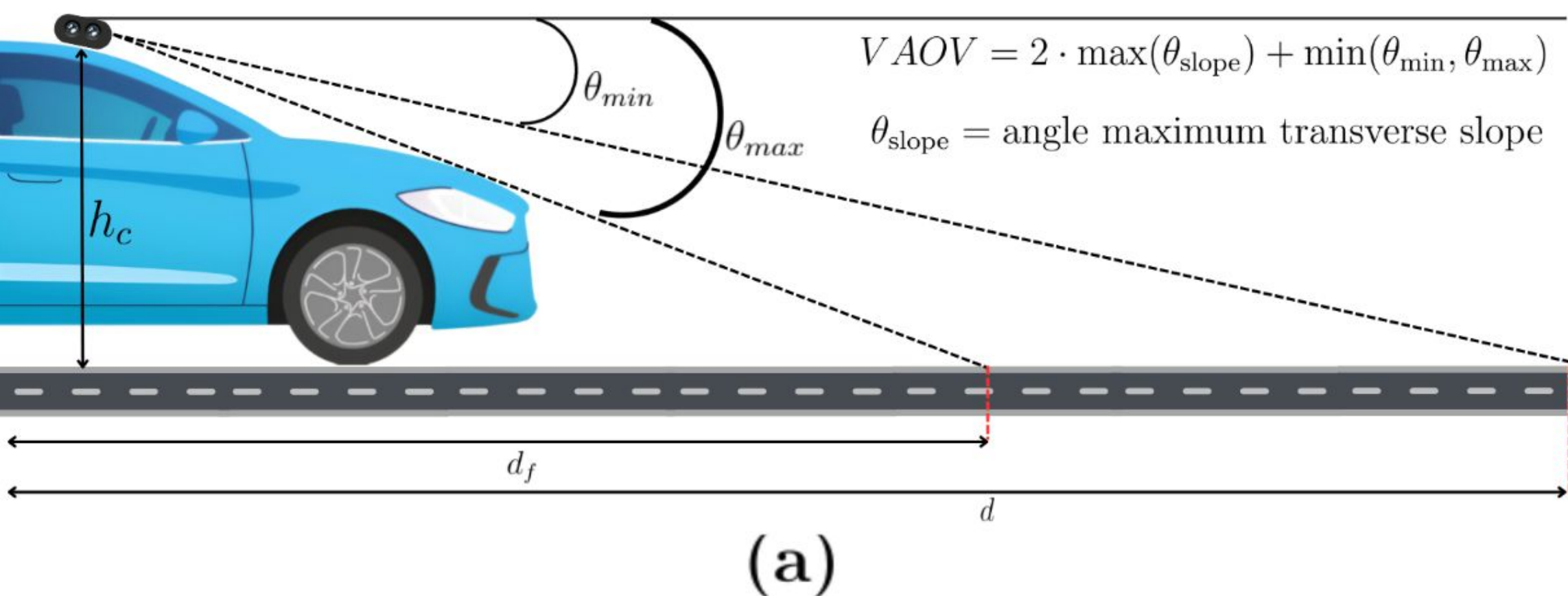
$$K_{limit} = \max \left(\frac{1}{\min(K_{roll}, K_{slip})}, K_{turning} \right)$$

$$K_{roll} = \frac{g \cdot w_h}{COG_h \cdot v^2} \quad \Bigg| \quad K_{slip} = \frac{\mu \cdot g}{v^2} \quad \Bigg| \quad K_{turning} = \theta_t$$

Parámetros del sistema de visión



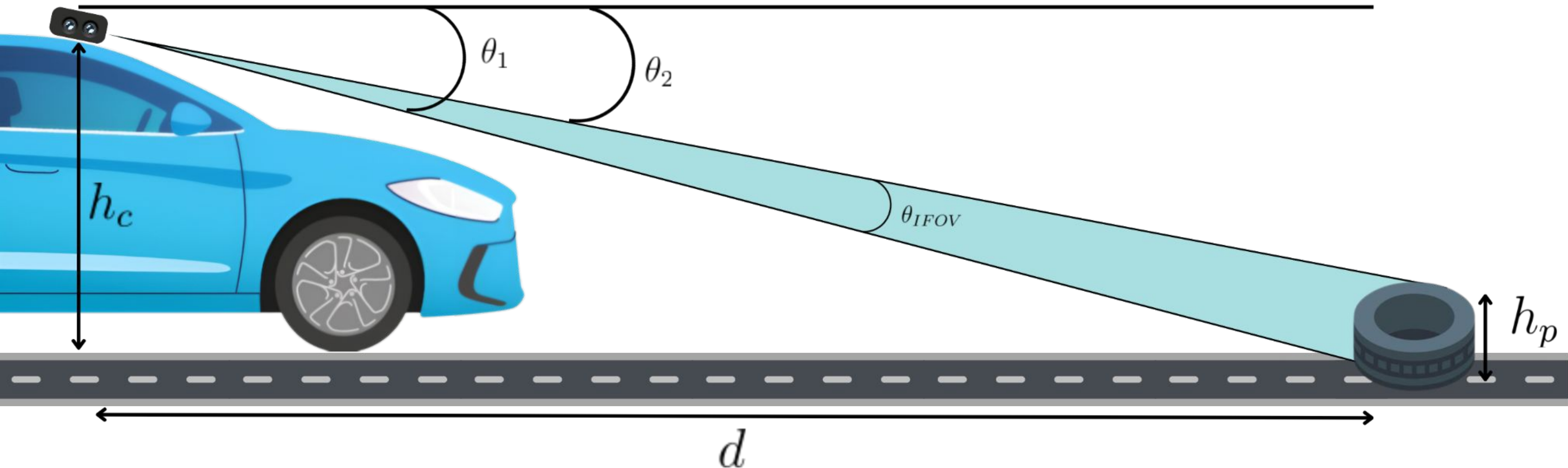
Ángulo de visión vertical (VAOV) - Ángulo de visión horizontal (HAOV)



$$VAOV = 2 \cdot \max(\theta_{slope}) + \min(\theta_{min}, \theta_{max}) \quad \begin{cases} \theta_{min} = \tan^{-1} \left(\frac{h_c}{d} \right) \\ \theta_{max} = \tan^{-1} \left(\frac{h_c}{d_f} \right) \end{cases}$$

$$HAOV = \frac{d}{K_{limit}}$$

Campo de visión instantáneo (IFOV)



$$IFOV = \tan^{-1} \left(\frac{h_c}{d} \right) - \tan^{-1} \left(\frac{h_c - h_p}{d} \right)$$

$$GSD = \frac{d \times sensorSize}{f \times imageHeight}$$

Alonzo Kelly and Anthony (Tony) Stentz. Rough Terrain Autonomous Mobility - Part 1: A Theoretical Analysis of Requirements. *Autonomous Robots* , 5:129–161, May 1998.

Tipos de reacción y Estado de conducción

Tipos de reacción [8]

Tipo de reacción	Tiempo de reacción
Lenta	1.4 s
Rápida	0.26 s

[8] Aleksander Rydzewski and Pawel Czarnul. Human awareness versus Autonomous Vehicles view: comparison of reaction times during emergencies. In *2021 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)* , pages 732–739, 2021. DOI: 10.1109/IV48863.2021.9575602.

Tipos de reacción y Estado de conducción

Tipos de reacción [8]

Tipo de reacción	Tiempo de reacción
Lenta	1.4 s
Rápida	0.26 s

Estados de conducción [9]

Estado de conducción	Rango de velocidad
Alta Velocidad (AV)	$v > 100 \text{ km/h}$
Velocidad Rápida (VR)	$70 < v < 100 \text{ km/h}$
Velocidad Media (VM)	$40 < v < 70 \text{ km/h}$
Velocidad Baja (VB)	$20 < v < 40 \text{ km/h}$
Velocidad Muy Baja (VMB)	$v < 20 \text{ km/h}$

[9] Min-Joong Kim, Sung-Hun Yu, Tong-Hyun Kim, Joo-Uk Kim, and Young-Min Kim. On the Development of Autonomous Vehicle Safety Distance by an RSS Model Based on a Variable Focus Function Camera. *Sensors* , 21(20):6733, 2021. DOI: 10.3390/s21206733. Available at: <https://www.mdpi.com/1424-8220/21/20/6733>.

Objetivos

Objetivo General

Desarrollar un simulador que estime la velocidad de navegación segura para vehículos autónomos en términos de maniobras de detenimiento y evasión de obstáculos detectados mediante algoritmos de visión por computadora en imágenes RGB adquiridas por un sistema de visión estéreo.

Objetivos Específicos

1. Modelar matemáticamente la distancia que existe entre un obstáculo y el sistema de visión en términos de las propiedades de desaceleración del vehículo en maniobras de detenimiento y evasión.

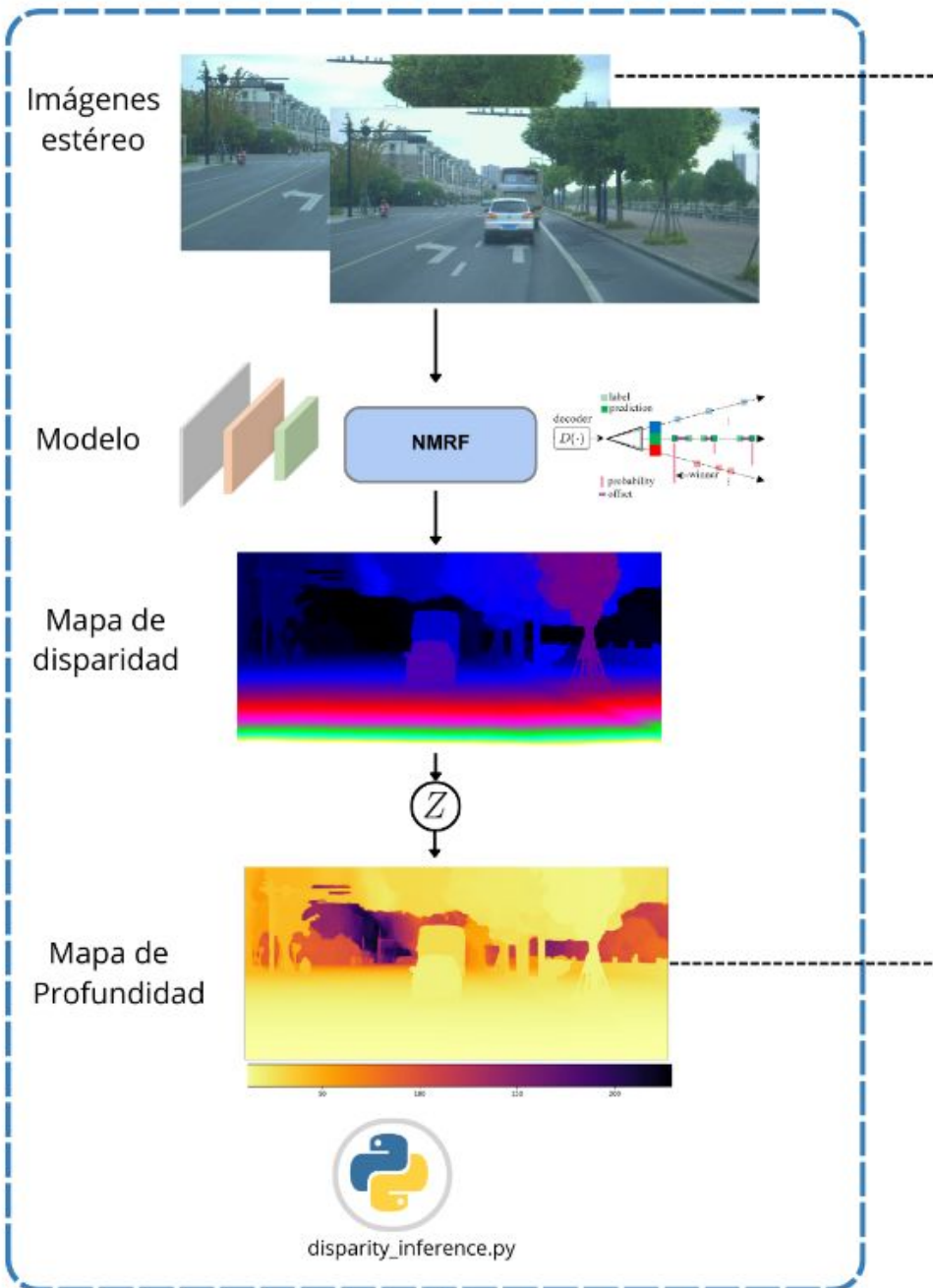
2. Analizar las características de percepción visual de un sistema de visión estéreo respecto a la adquisición de imágenes de obstáculos en términos de las propiedades de los lentes y los sensores empleados.

3. Comparar las capacidades de detección de obstáculos de los algoritmos de detección de objetos basados en aprendizaje profundo para múltiples distancias a la que se encuentre el sistema de visión estéreo.

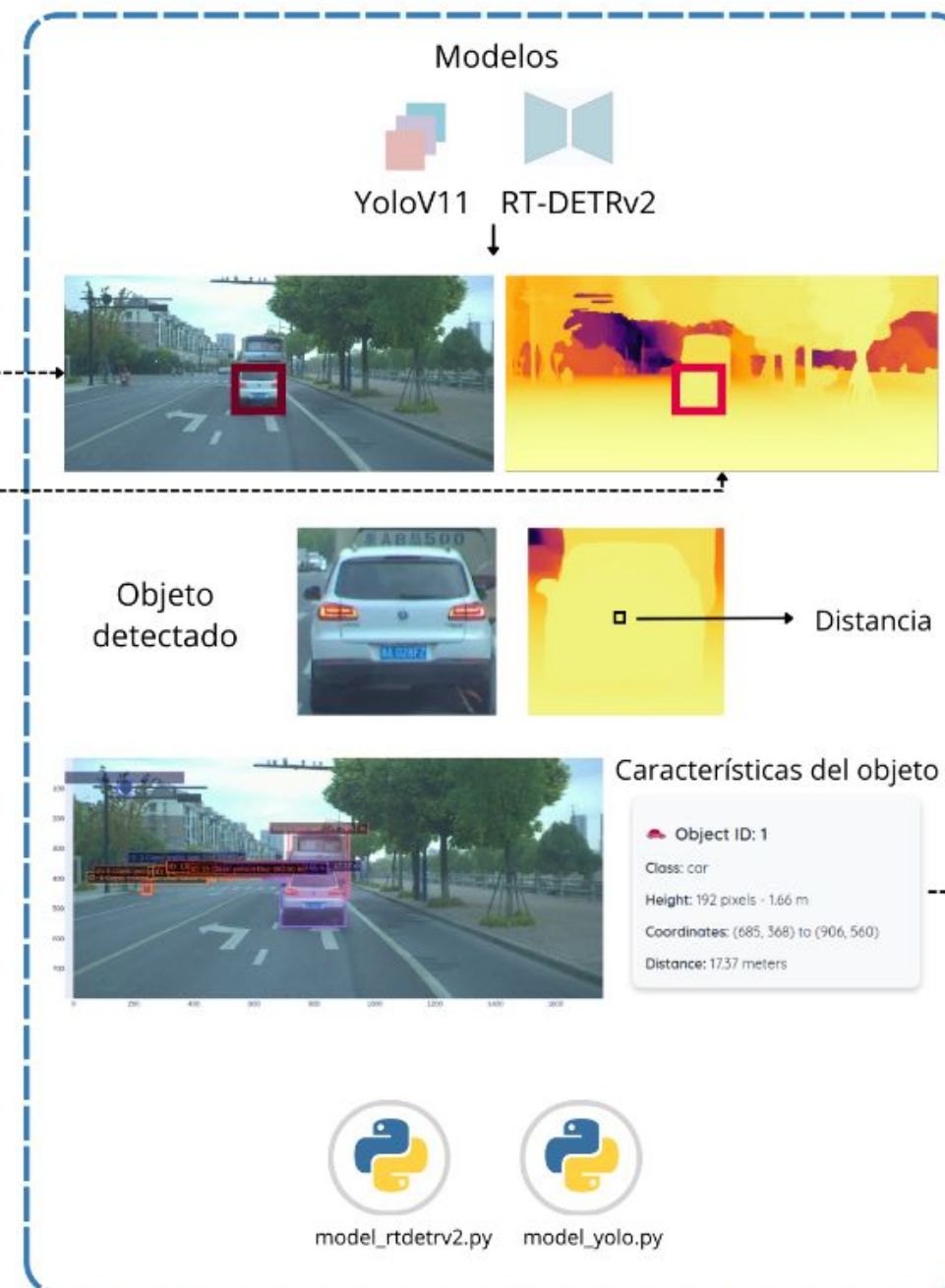
4. Simular la velocidad segura de navegación de un vehículo autónomo respecto a la capacidad de detección de obstáculos y su distancia hasta el sistema de visión estéreo.

Método propuesto

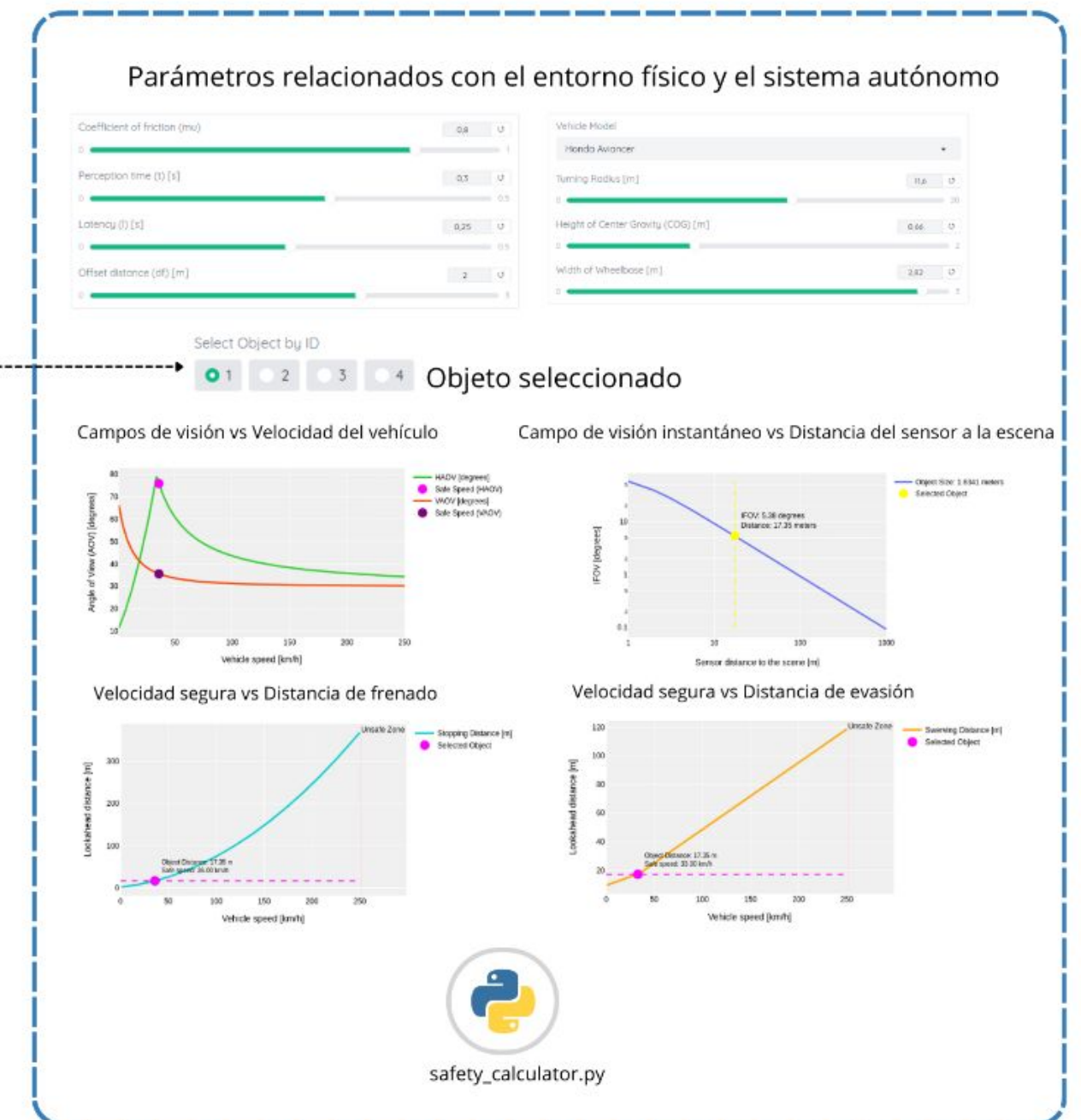
Estimación de la profundidad



Detección de objetos

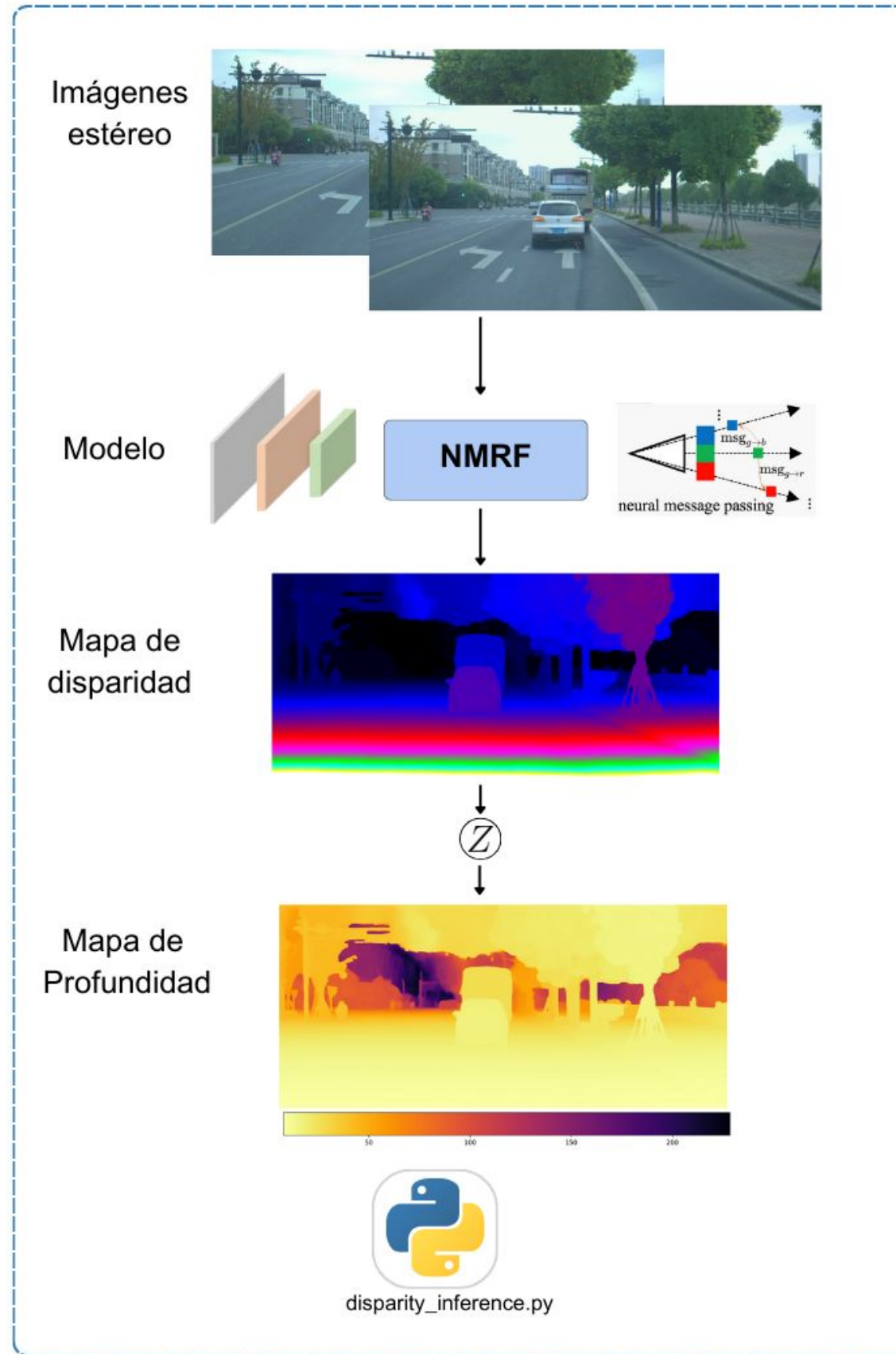


Velocidad de navegación segura

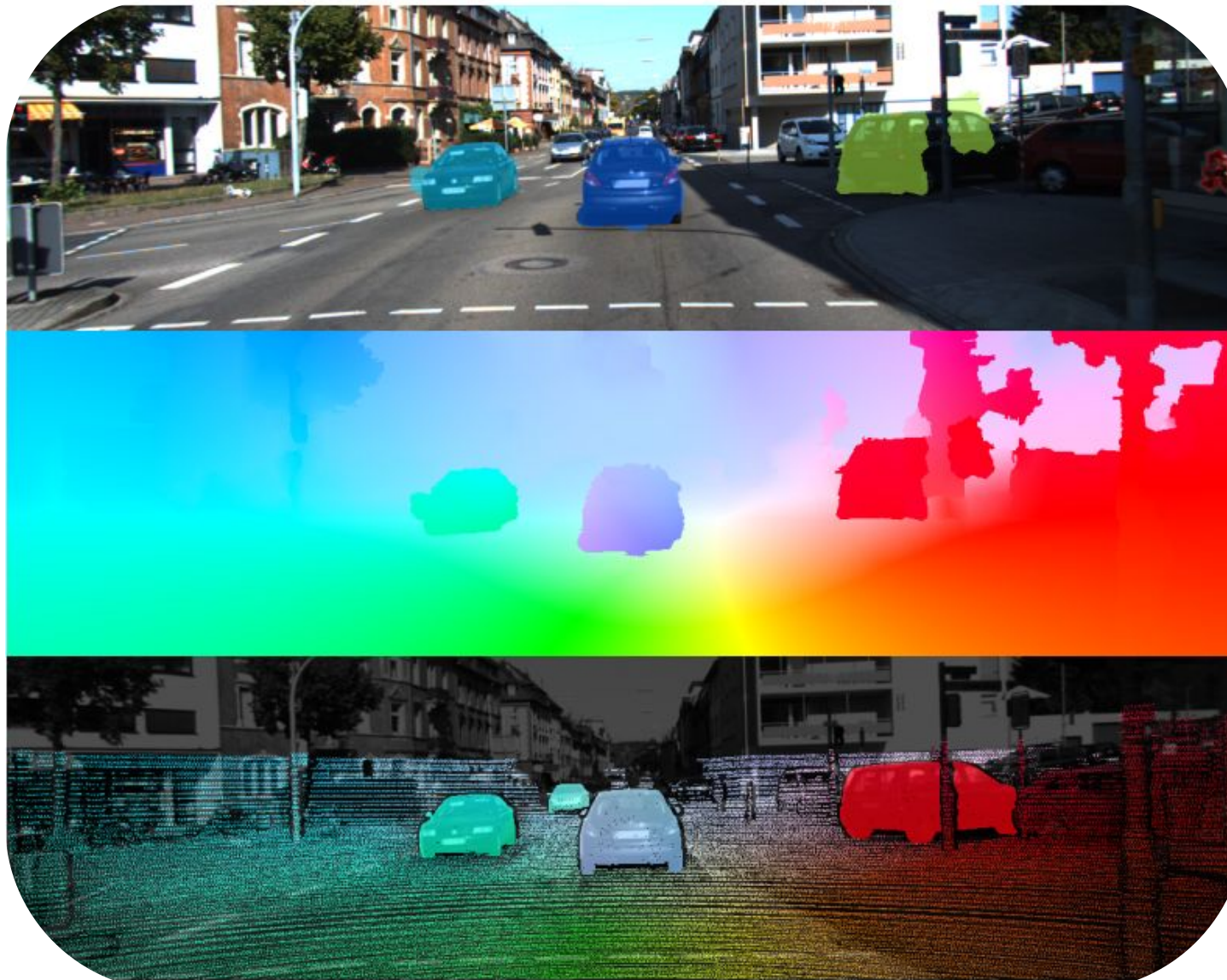


Desarrollo del simulador

Estimación de la profundidad

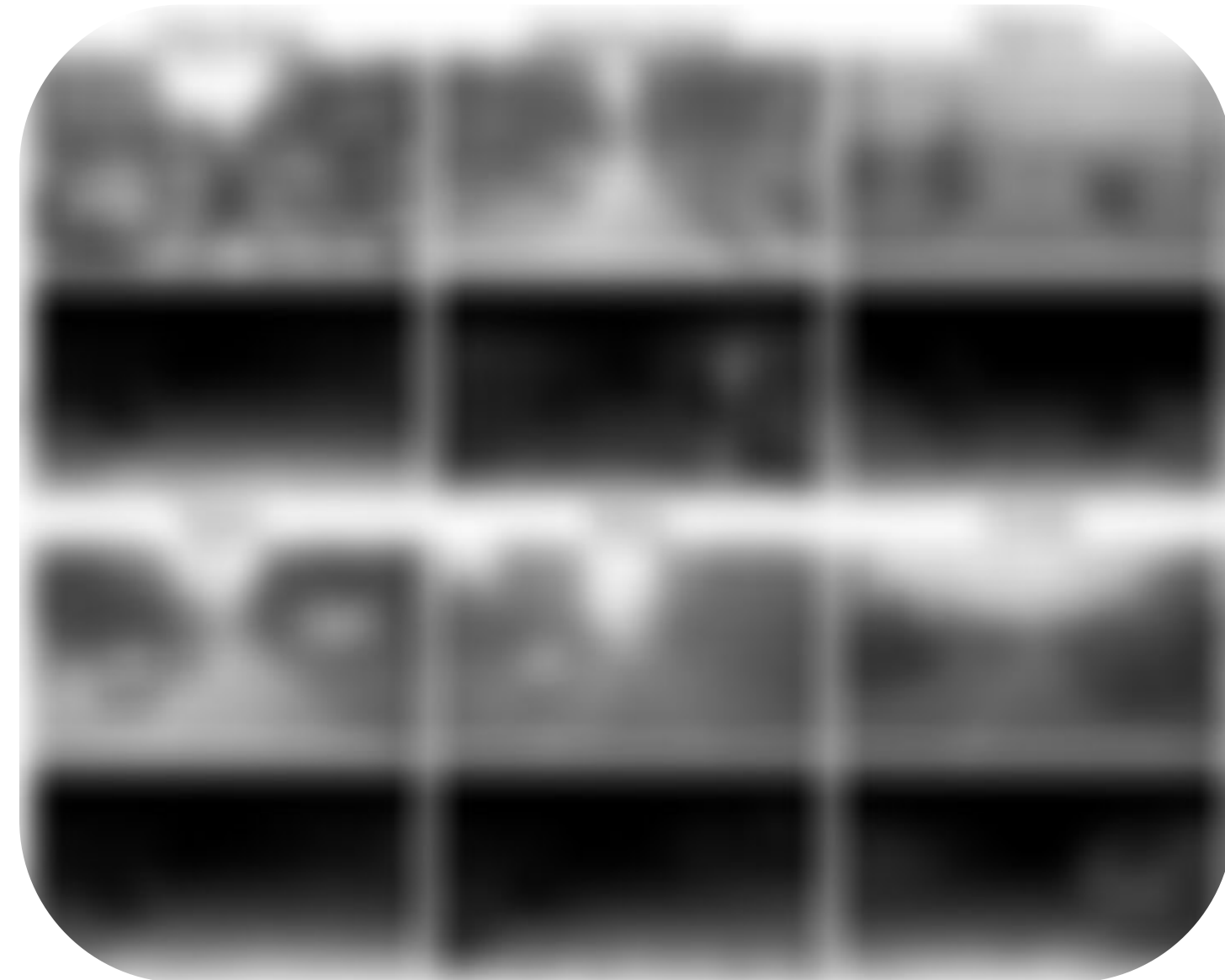


Conjuntos de datos de imágenes estéreo



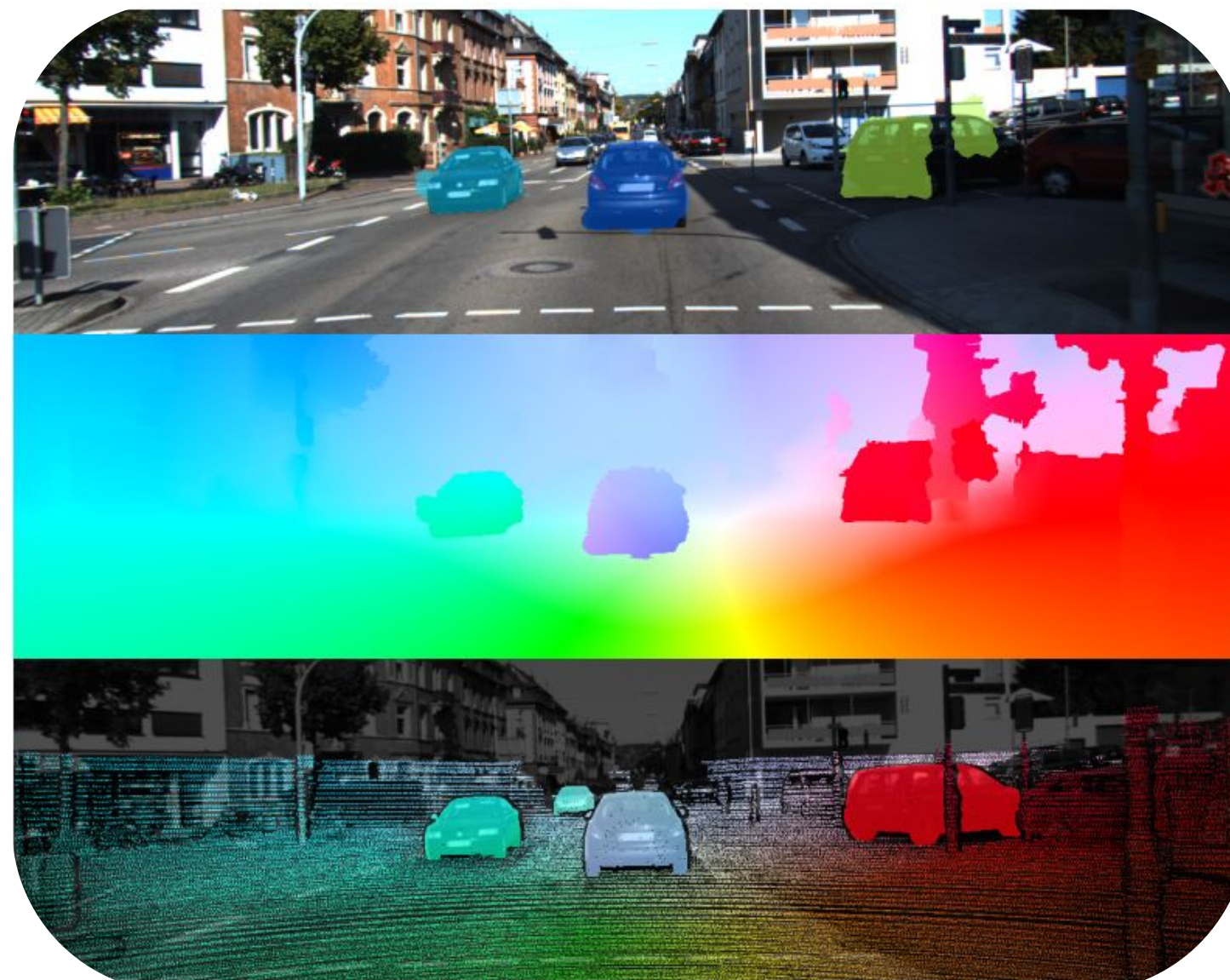
KITTI Stereo Evaluation 2015 [8]

Consta de 200 escenas de entrenamiento y 200 escenas de prueba



[8] Michael Menze, Andreas Geiger. Object Scene Flow for Autonomous Vehicles. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* , 2015.

Conjuntos de datos de imágenes estéreo

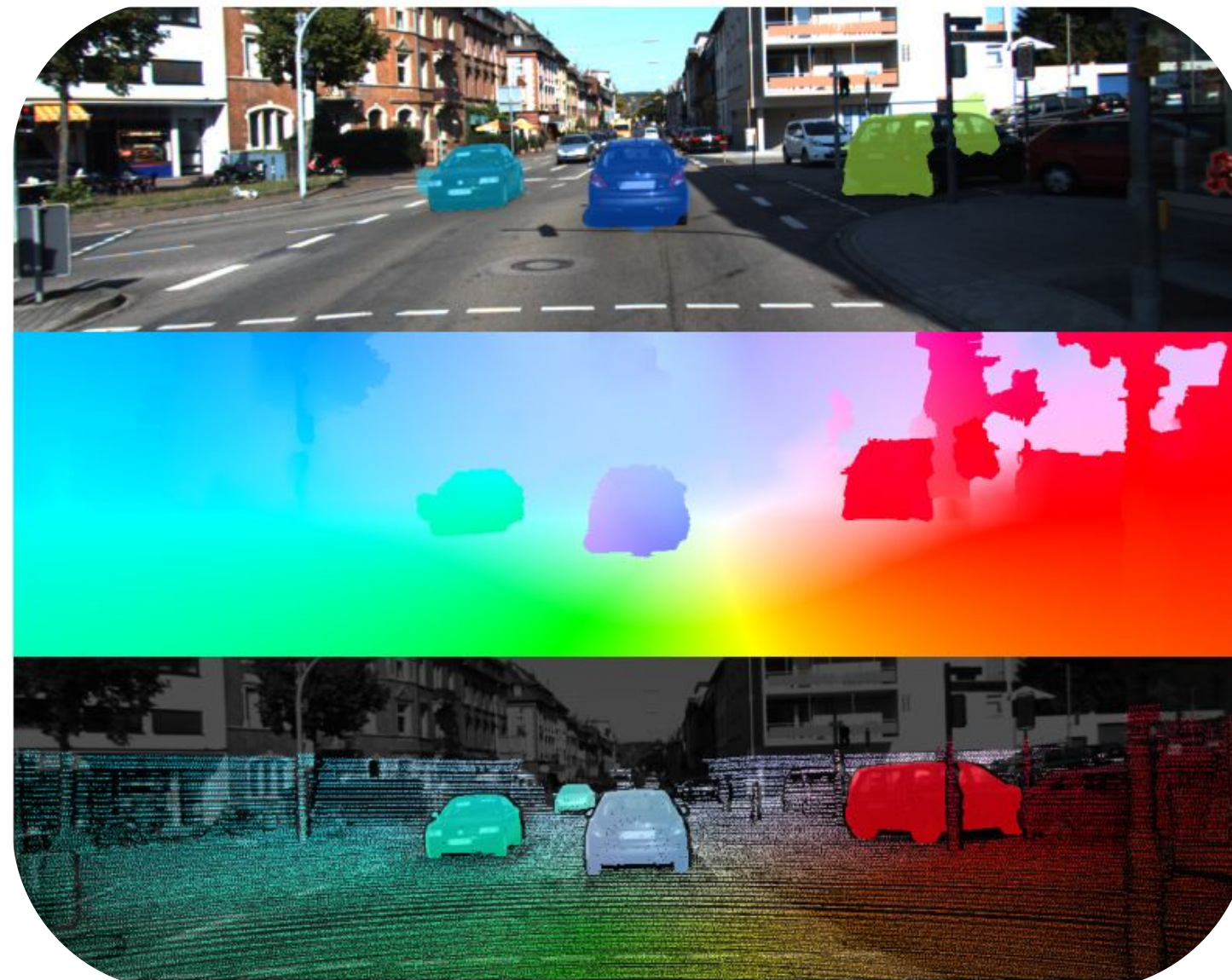


DrivingStereo [9]

Consta de 182188 pares, donde el conjunto de entrenamiento tiene 174437 pares y el conjunto de pruebas tiene 7751 pares.

[9] Guorun Yang, Xiao Song, Chaoqin Huang, Zhidong Deng, Jianping Shi, and Bolei Zhou. DrivingStereo: A Large-Scale Dataset for Stereo Matching in Autonomous Driving Scenarios. In *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2019.

Conjuntos de datos de imágenes estéreo

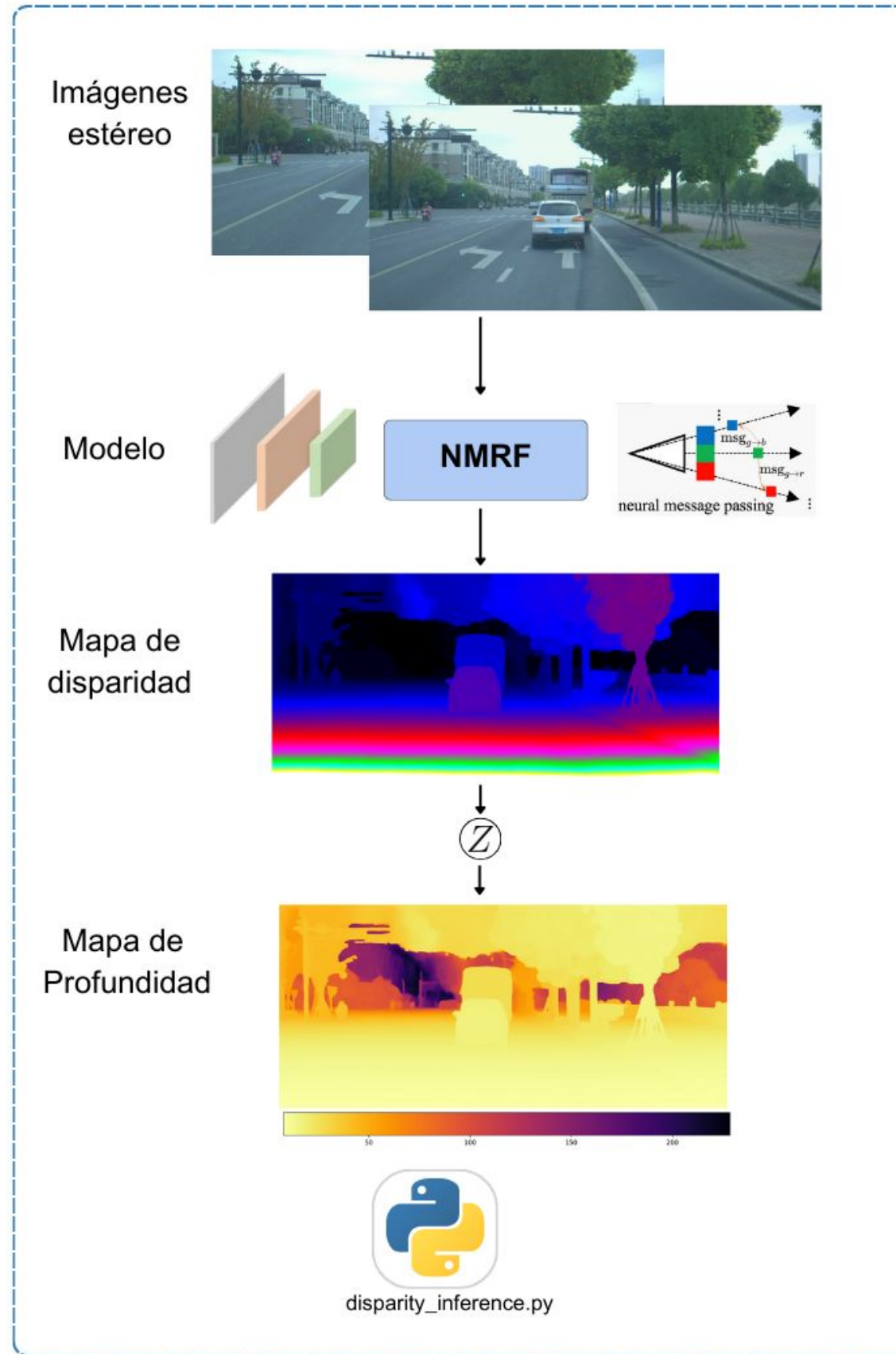


KITTI Stereo Evaluation 2015

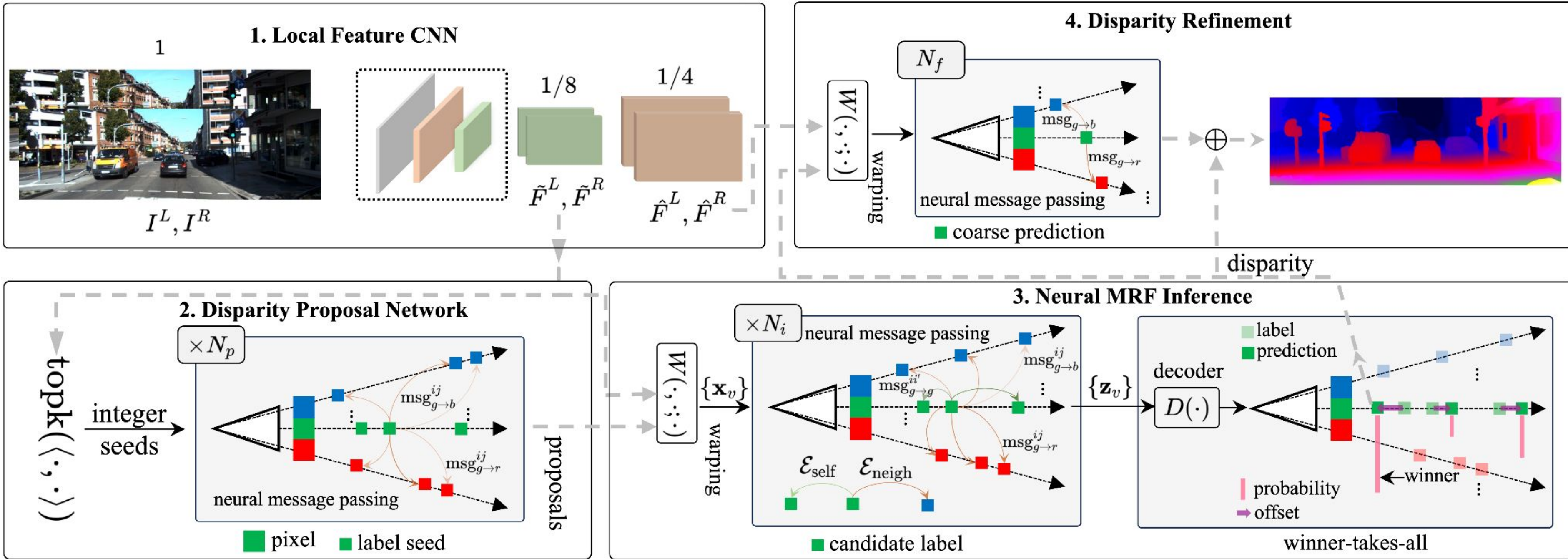


DrivingStereo

Estimación de la profundidad



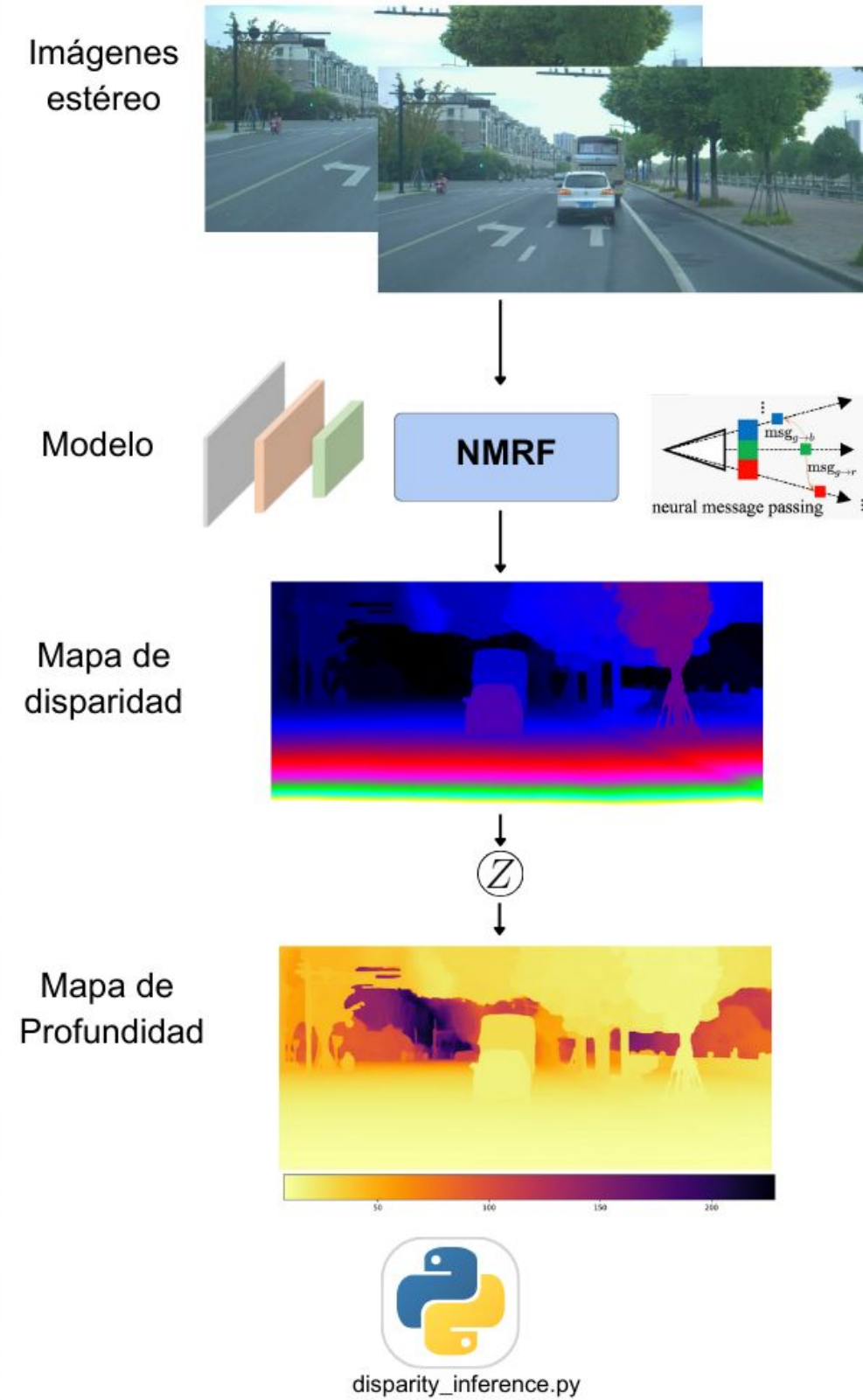
Arquitectura modelo NMRF



NMRF model architecture [11]

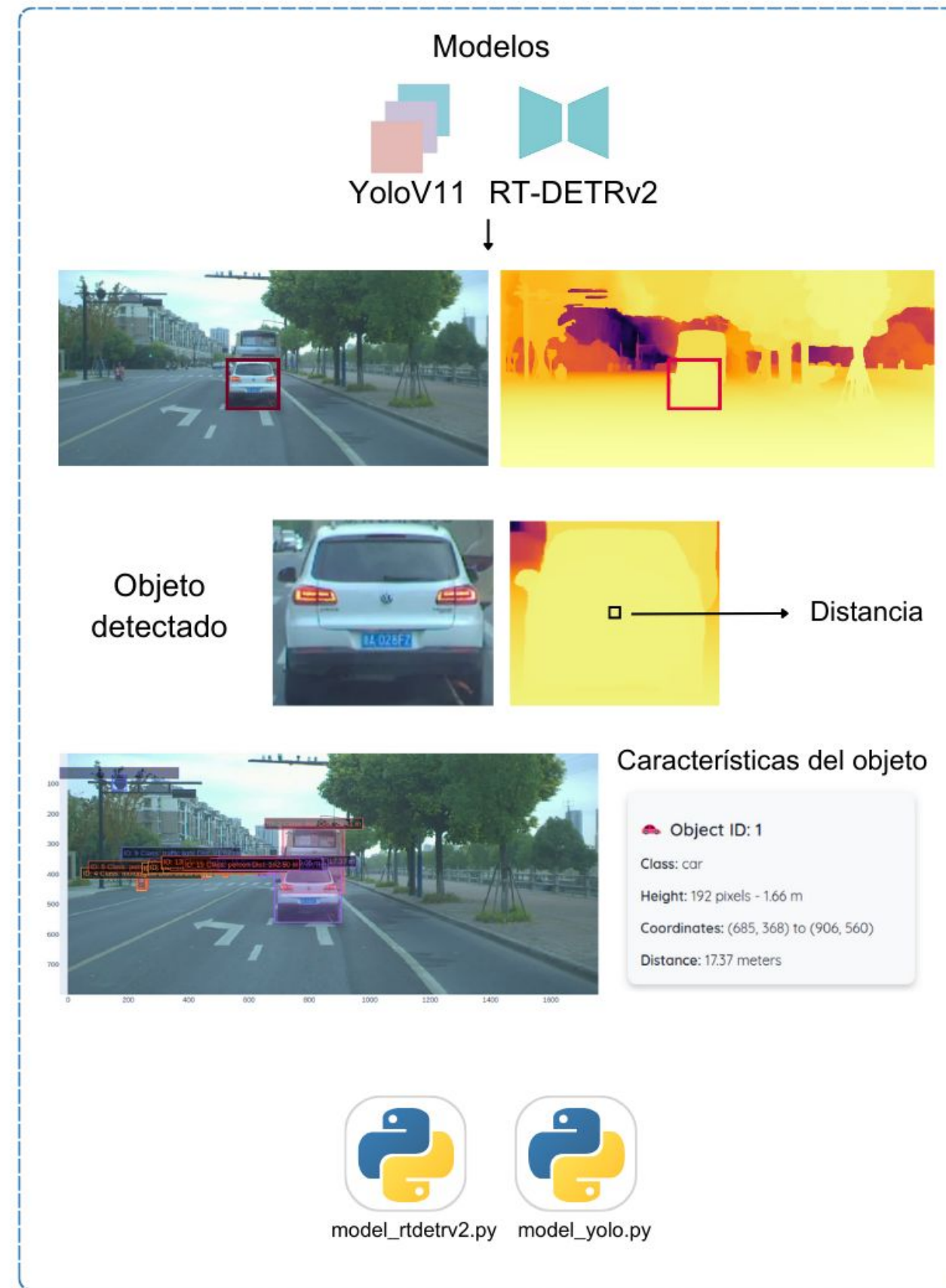
[11] Tongfan Guan, Chen Wang, and Yun-Hui Liu. Neural Markov Random Field for Stereo Matching. In *2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 5459–5469, June 2024. DOI: 10.1109/CVPR52733.2024.00522.

Estimación de la profundidad

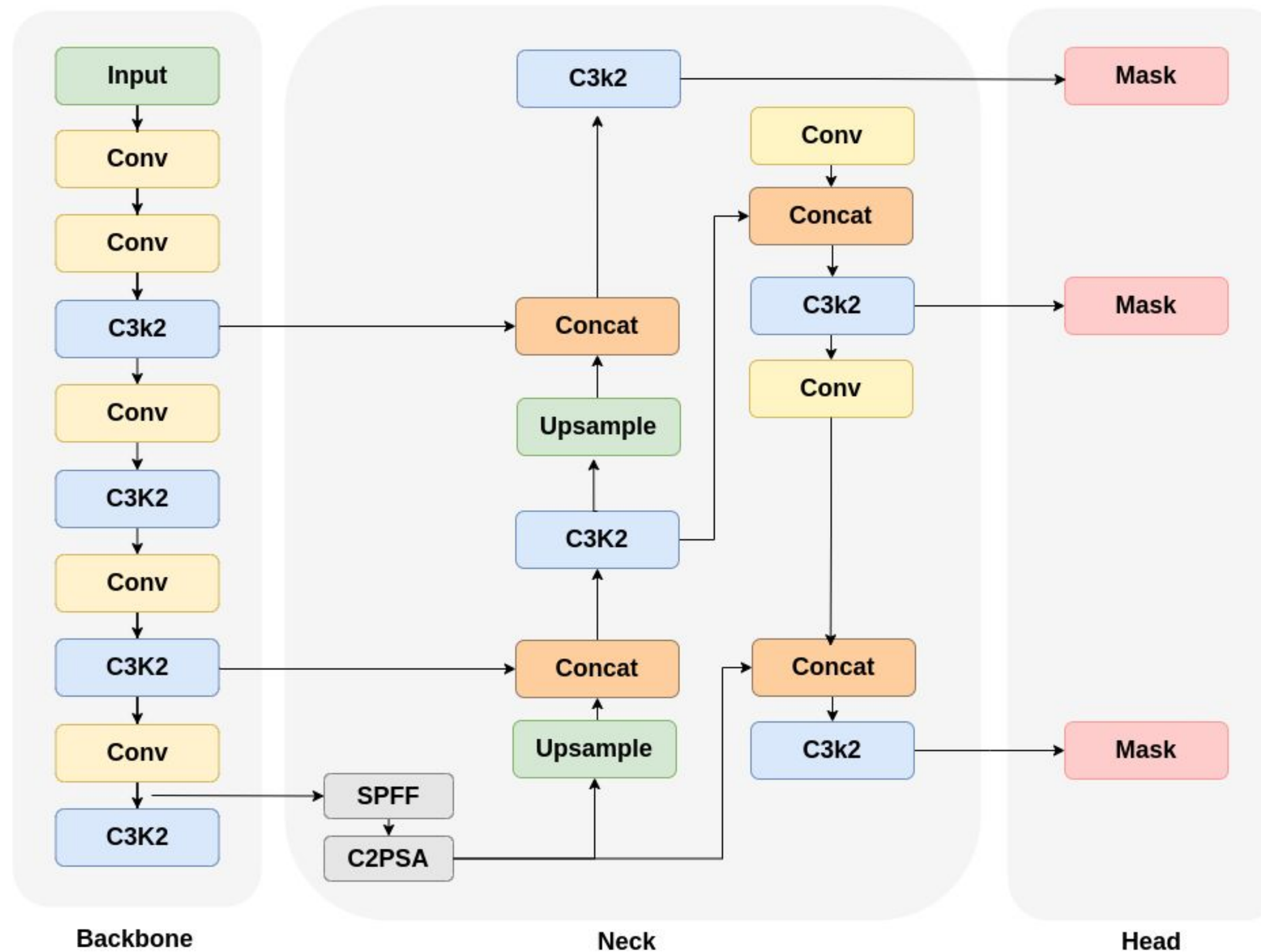


$$z = \frac{f \cdot b}{\delta}$$

Detección de objetos



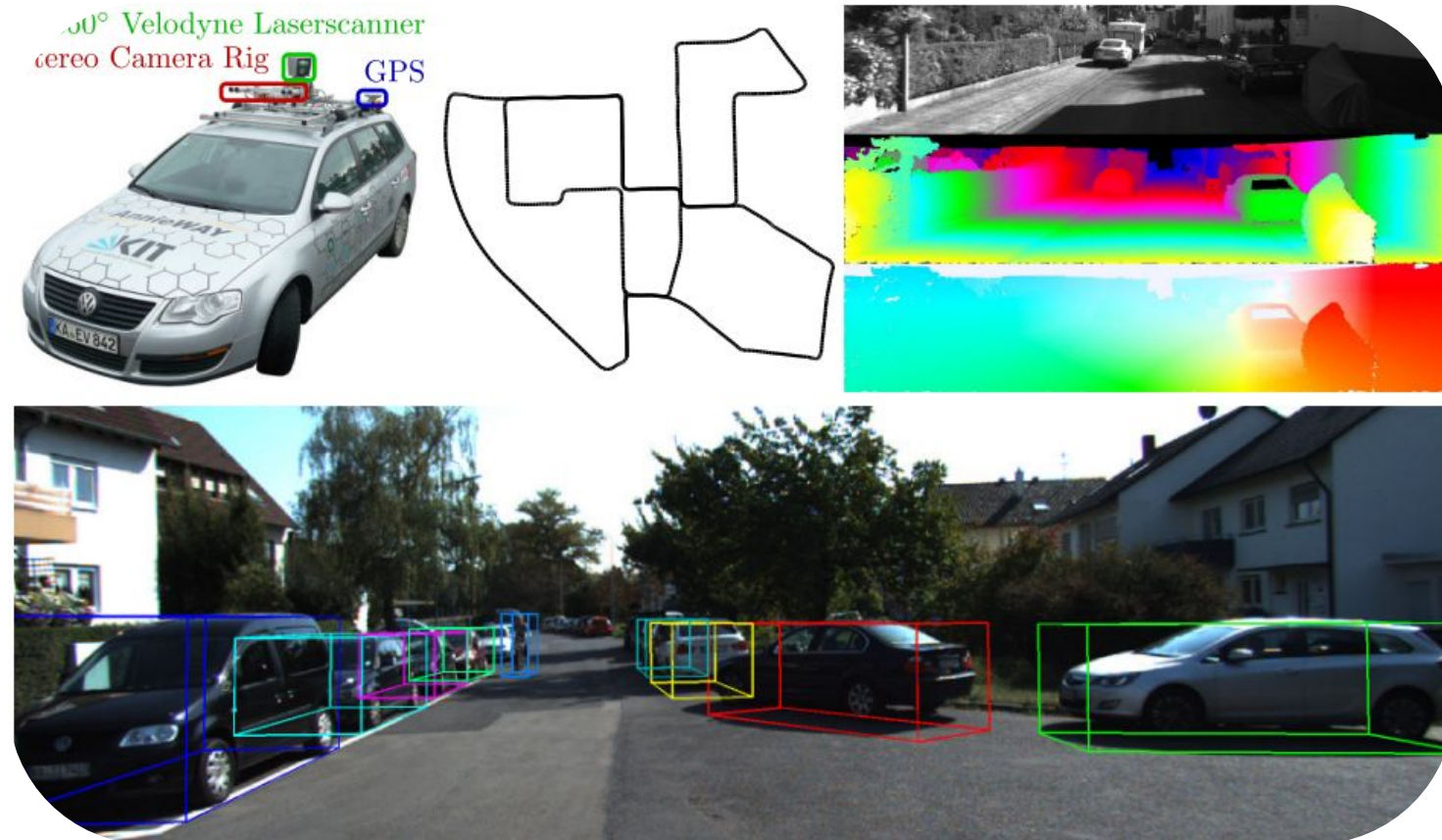
Arquitectura modelo YOLOv11



YOLOv11 [12]

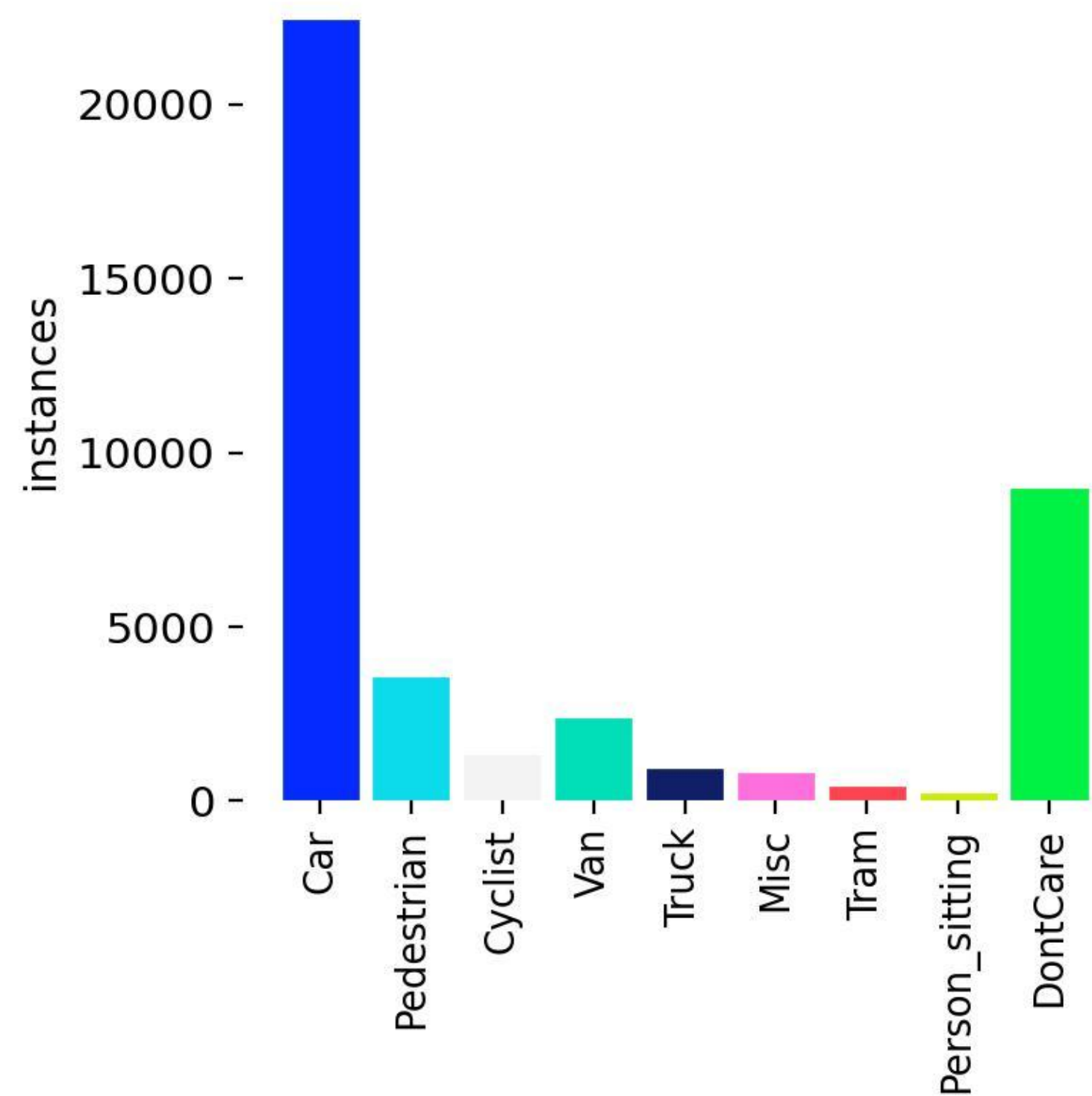
[12] Ameer Tamoor Khan and Signe Marie Jensen. LEAF-Net: A Unified Framework for Leaf Extraction and Analysis in Multi-Crop Phenotyping Using YOLOv11. *Agriculture* , 15(2):196, 2025. DOI: 10.3390/agriculture15020196. Available at: <https://www.mdpi.com/2077-0472/15/2/196>.

YOLOv11 Finamente ajustado



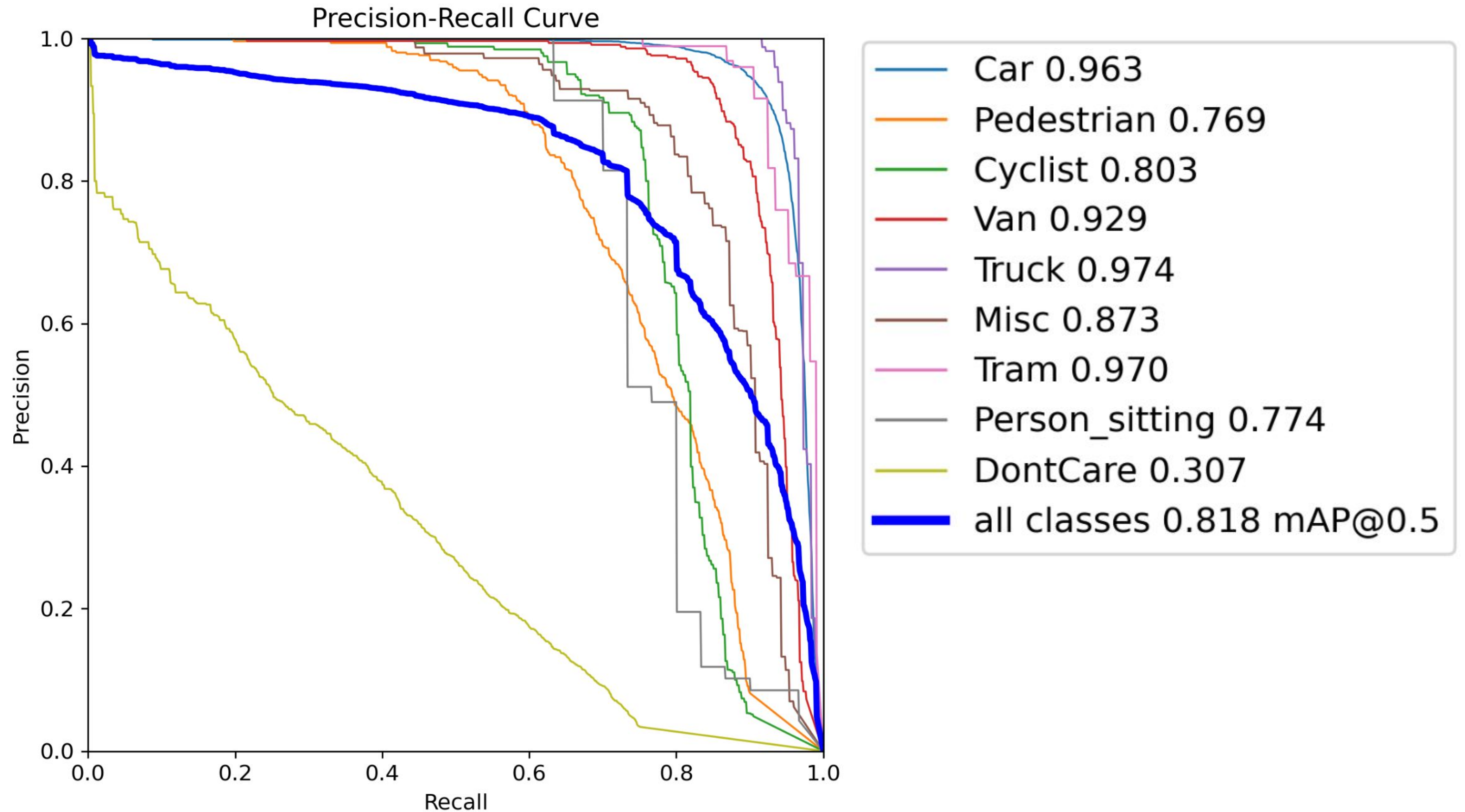
KITTI Object Detection Evaluation 2012
[13]

Consta en 7481 imágenes de entrenamiento y 7518 imágenes de prueba, que comprenden un total de 80.256 objetos etiquetados.

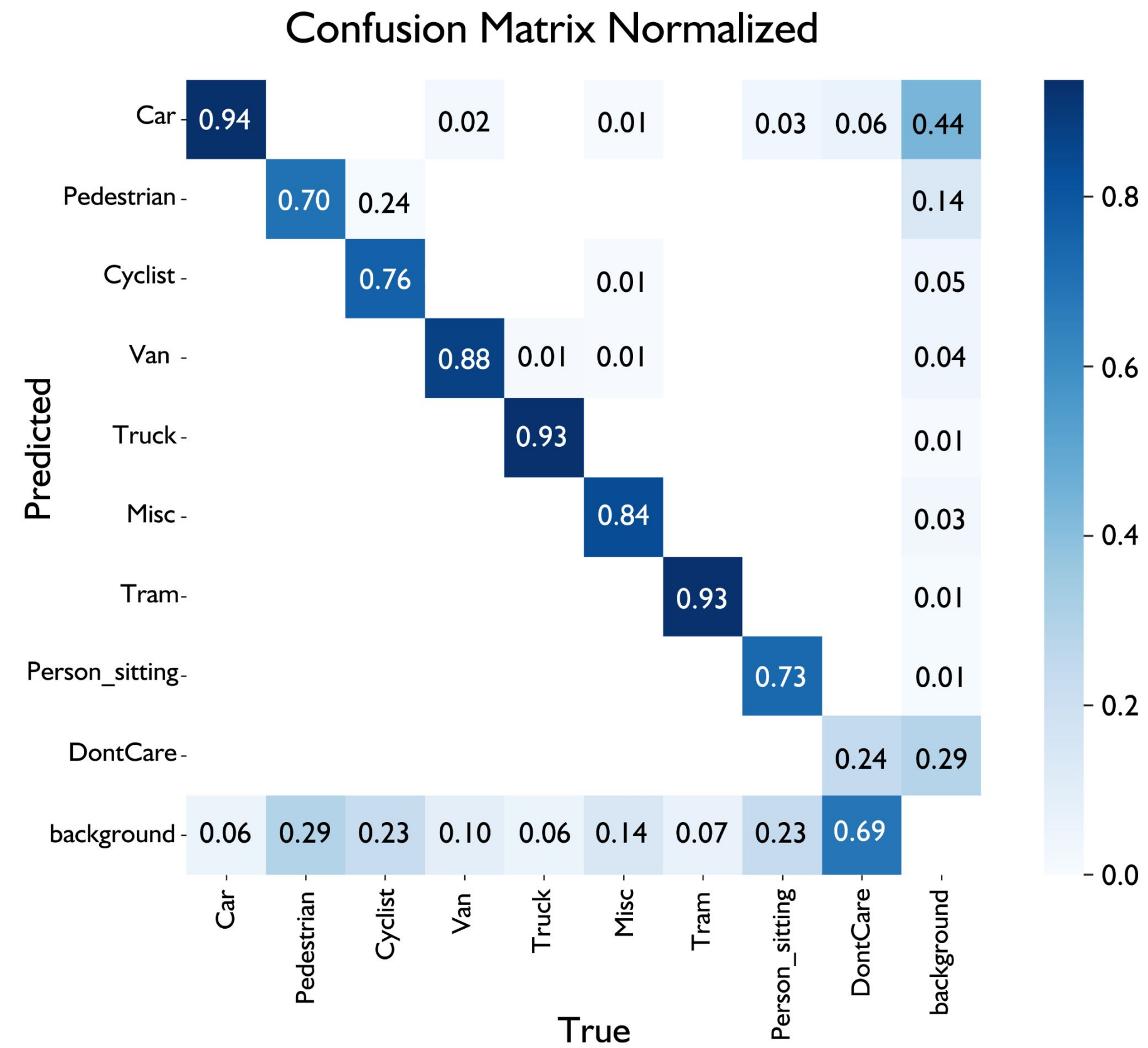


[13] Andreas Geiger, Philip Lenz, and Raquel Urtasun. Are we ready for autonomous driving? The KITTI vision benchmark suite. *Proceedings of the 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 3354–3361, 2012. DOI: 10.1109/CVPR.2012.6248074.

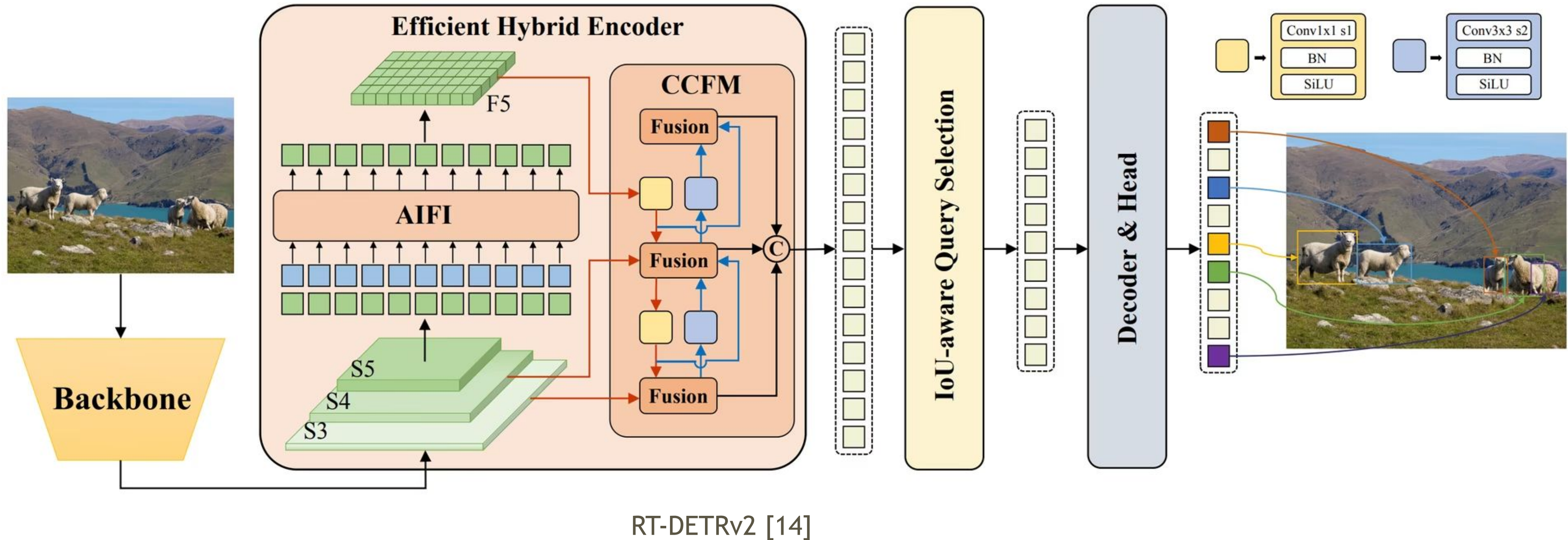
YOLOv11 Finamente ajustado



YOLOv11 Finamente ajustado

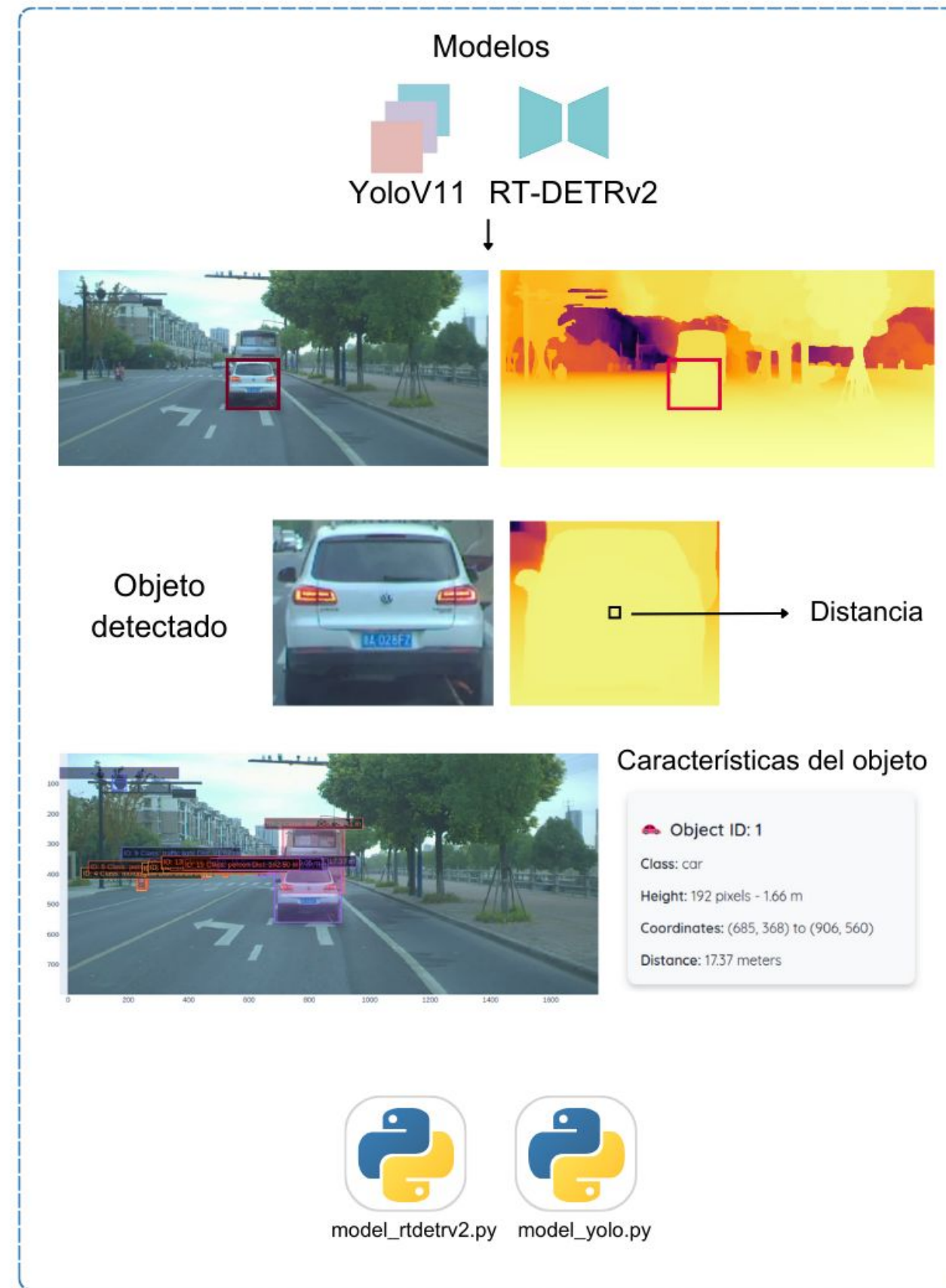


Arquitectura modelo RT-DETRv2



[14] Wenyu Lv, Yian Zhao, Qinyao Chang, Kui Huang, Guanzhong Wang, and Yi Liu. RT-DETRv2: Improved Baseline with Bag-of-Freebies for Real-Time Detection Transformer. *arXiv preprint arXiv:2407.17140*, 2024.

Detección de objetos

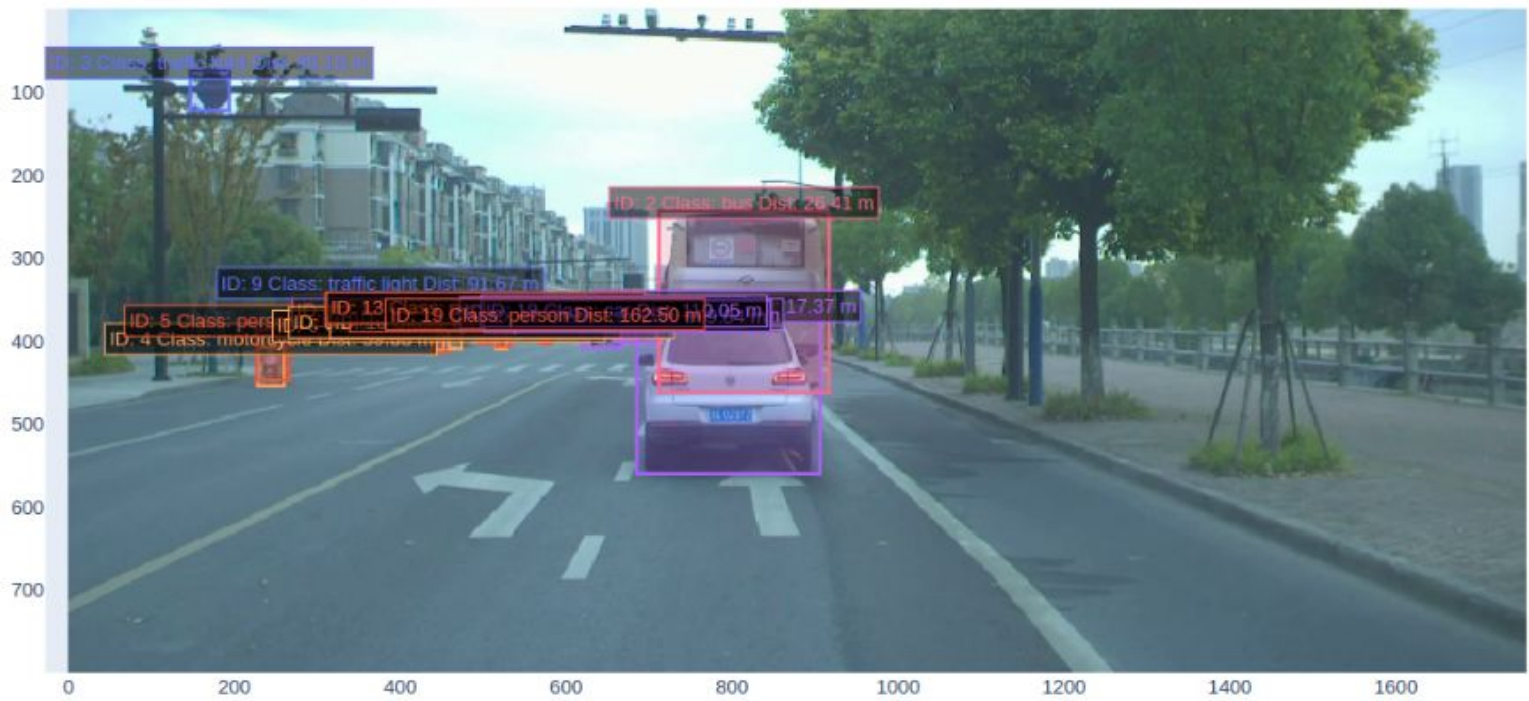


Distancias entre objetos



1.1	1.2	1.3
1.4	1.5	1.6
1.7	1.8	1.9

→ median



Características del objeto

 **Object ID: 1**

Class: car

Height: 192 pixels - 1.66 m

Coordinates: (685, 368) to (906, 560)

Distance: 17.37 meters

Velocidad de navegación segura

Parámetros relacionados con el entorno físico y el sistema autónomo

Coefficient of friction (μ)

0.8

U

Perception time (t) [s]

0.3

U

Latency (l) [s]

0.25

U

Offset distance (df) [m]

2

U

Vehicle Model

Honda Avancier

Turning Radius [m]

11.6

U

Height of Center Gravity (COG) [m]

0.66

U

Width of Wheelbase [m]

2.82

U

Select Object by ID

☒

1

☐

2

☐

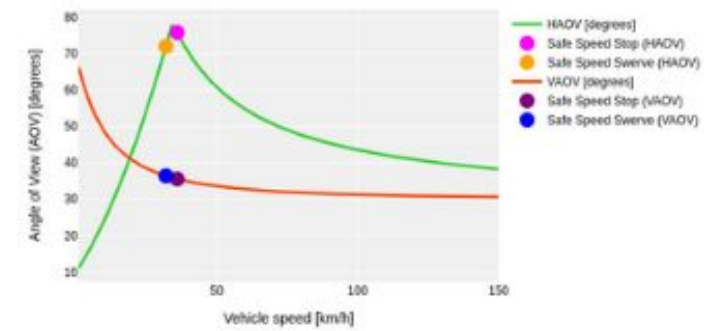
3

☐

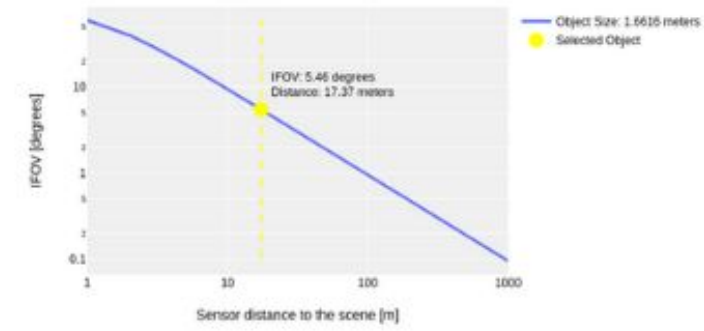
4

Objeto seleccionado

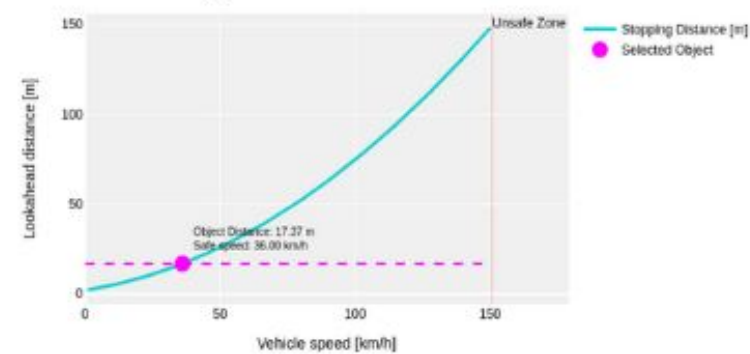
Campos de visión vs Velocidad del vehículo



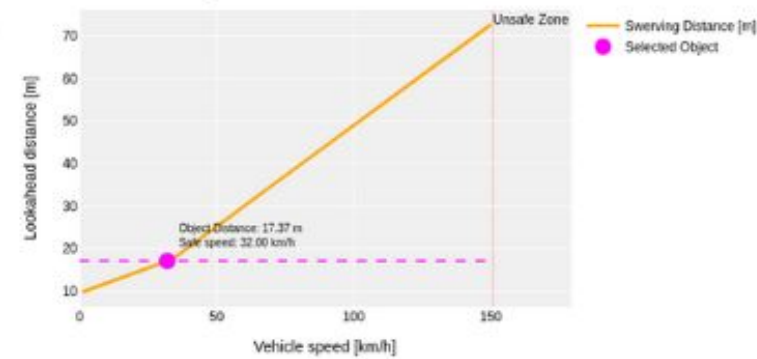
Campo de visión instantáneo vs Distancia del sensor a la escena



Velocidad segura vs Distancia de frenado



Velocidad segura vs Distancia de evasión



safety_calculator.py

Coefficient of friction (μ) 0,8 

Perception time (t) [s] 0,3 

Latency (l) [s] 0,25 

Offset distance (d_f) [m] 2 

Vehicle Model
Volkswagen Passat (B6) 

Turning Radius [m] 11,4 

Height of Center Gravity (COG) [m] 0,55 

Width of Wheelbase [m] 2,71 

Maniobra de anticipación de frenado

$$d = d_f + v_i \cdot t_p + v_i \cdot t_l + \frac{-v_i^2}{2 \cdot a}$$

Maniobra de anticipación de evasión

$$d_k = d_f + v_i \cdot t_p + v_i \cdot t_l + K_{limit}$$

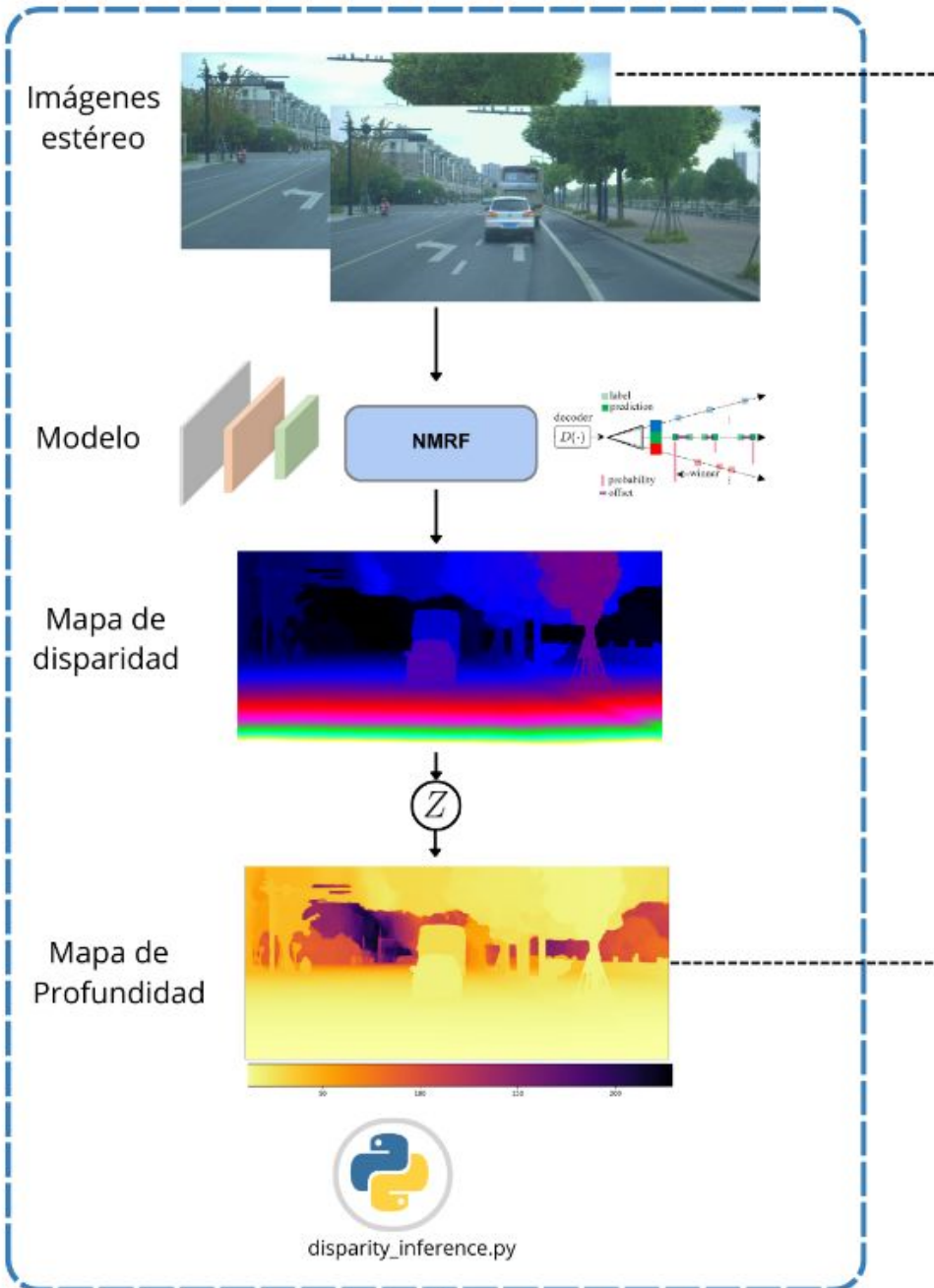
The image shows a control interface for a vehicle simulation. On the left, there are four sliders: 'Coefficient of friction (mu)' set to 0.8, 'Perception time (t) [s]' set to 0.3, 'Latency (l) [s]' set to 0.55, and 'Offset distance (df) [m]' set to 2.71. On the right, there is a 'Vehicle Model' dropdown menu set to 'Volkswagen Passat (B6)', a 'Turning Radius [m]' slider set to 11.4, and another slider set to 0.55. A central green box contains the text: '1. Modelar matemáticamente la distancia que existe entre un obstáculo y el sistema de visión en términos de las propiedades de desaceleración del vehículo en maniobras de detenimiento y evasión.'

Maniobra de anticipación de frenado Maniobra de anticipación de evasión

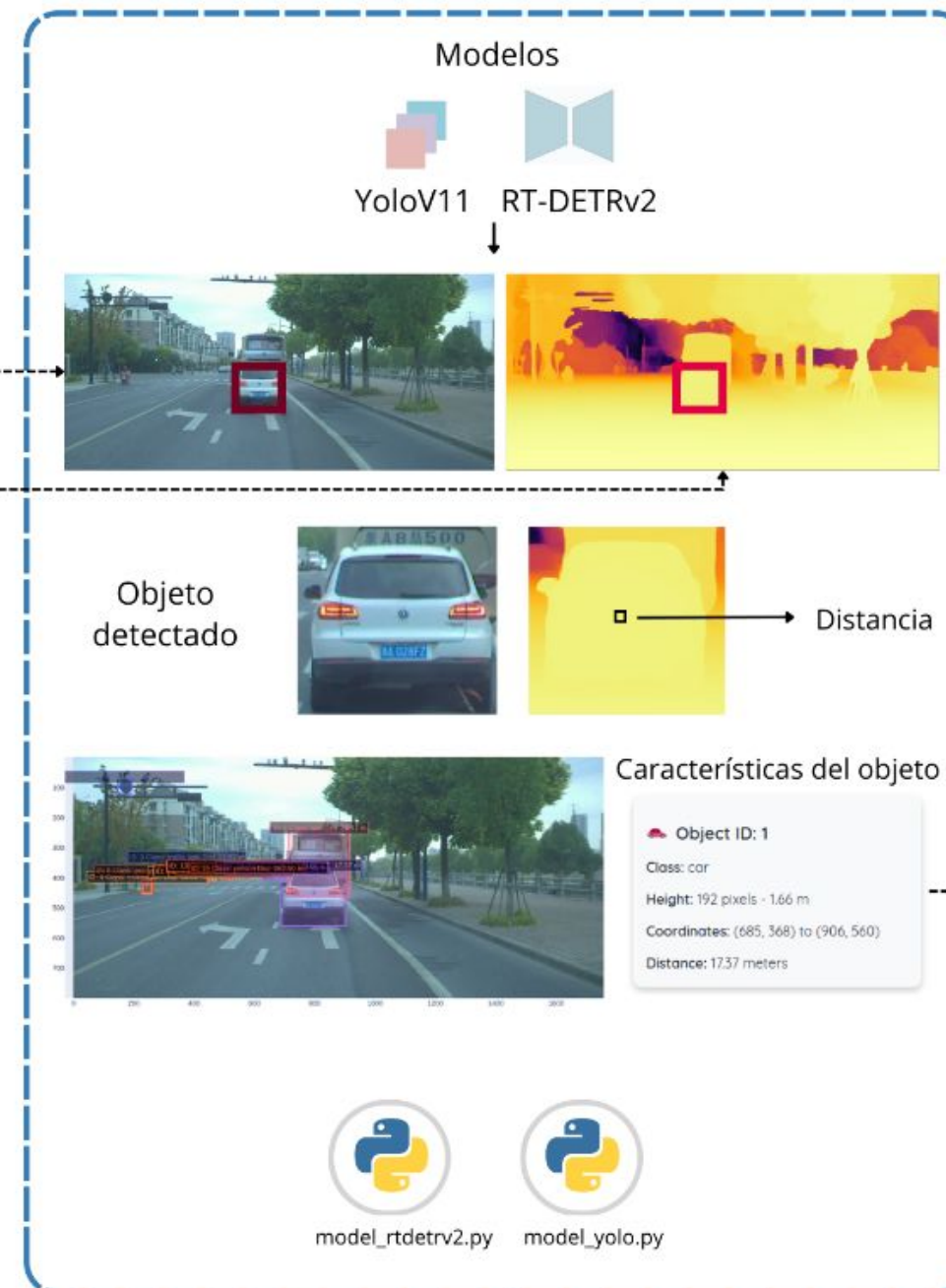
$$d = d_f + v_i \cdot t_p + v_i \cdot t_l + \frac{-v_i^2}{2 \cdot a}$$

$$d_k = d_f + v_i \cdot t_p + v_i \cdot t_l + K_{limit}$$

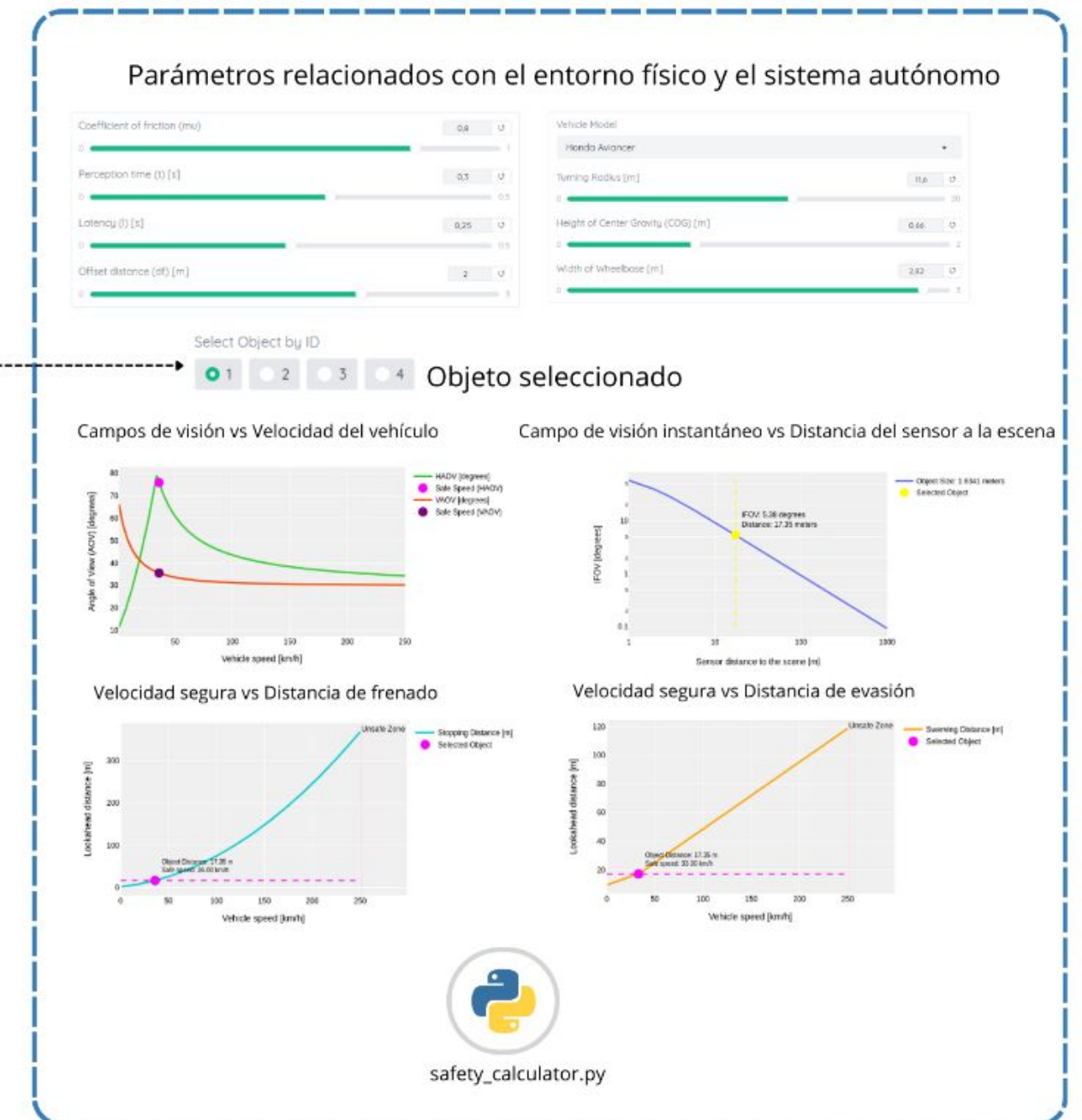
Estimación de la profundidad



Detección de objetos



Velocidad de navegación segura



Desarrollo del simulador

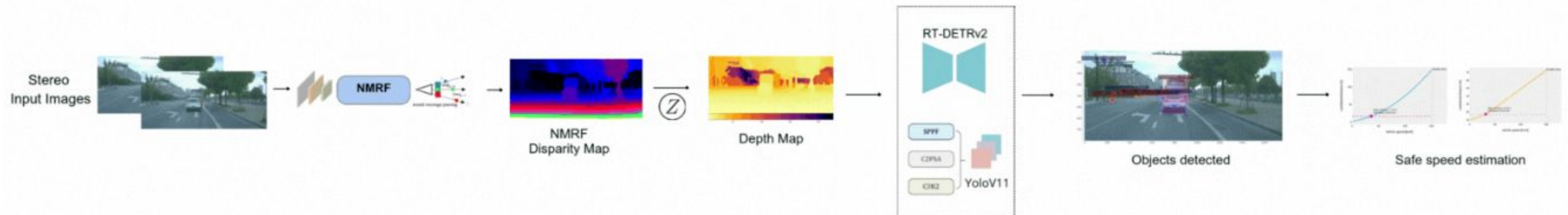
Simulador

Welcome to Safe Navigation Speed Estimation

This application allows you to estimate the safe navigation speed for autonomous vehicles.

-  Uses stereo images to generate disparity and depth maps.
-  Detects objects using advanced models like RT-DETRv2 and YOLOv11.
-  Calculates safe distances for braking or obstacle avoidance.

 To get started, upload your stereo images or use the provided examples.



🚗 Estimation of safe navigation speed for autonomous vehicles 🚗

Stereo Inference

Object Detection

Safe speed distance

Stereo Inference

Upload a pair of stereo images or choose the Example Stereo Images below, to perform stereo inference and generate the disparity map.

Select Dataset

☐ Own images

☒ KITTI

☐ Driving Stereo

Left Image



Right Image



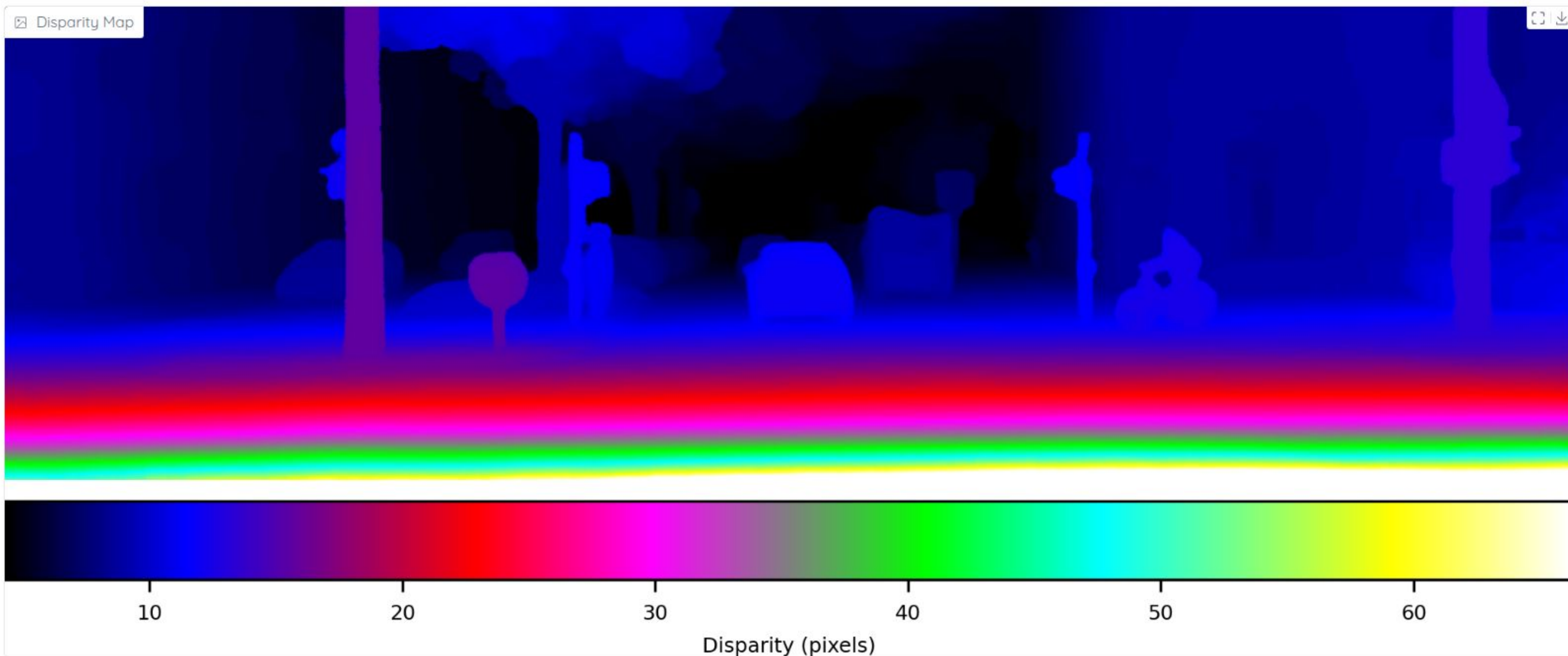
Focal Length [px]

725,0087

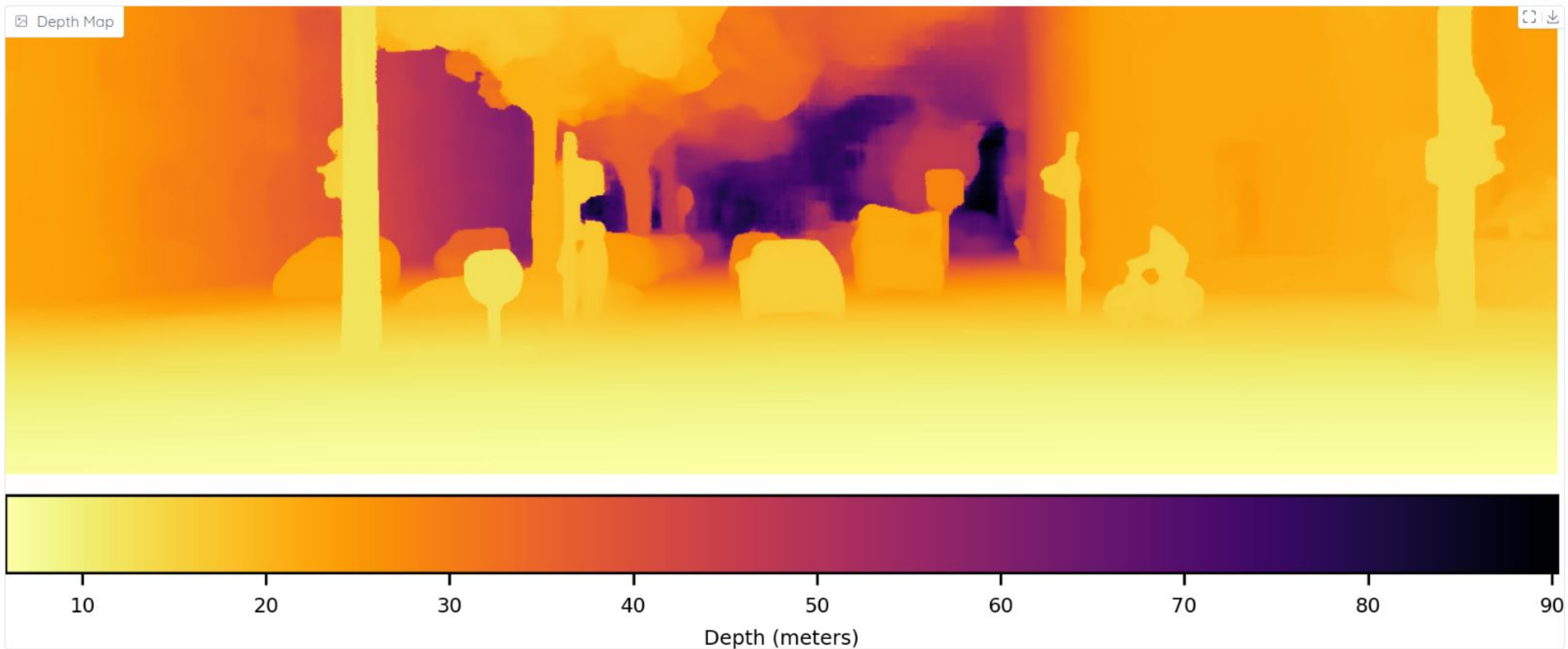
Baseline [meters]

0,532725

Run Inference



Generate Depth Map



Métricas de estimación de la profundidad

$$\text{MAE} = \frac{1}{|\mathcal{S}|} \sum_s \left| \hat{d}_s - d_s^{gt} \right|$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{|\mathcal{S}|} \sum_s \left(\hat{d}_s - d_s^{gt} \right)^2}$$

$$\text{iMAE} = \frac{1}{|\mathcal{S}|} \sum_s \left| \frac{1}{\hat{d}_s} - \frac{1}{d_s^{gt}} \right|$$

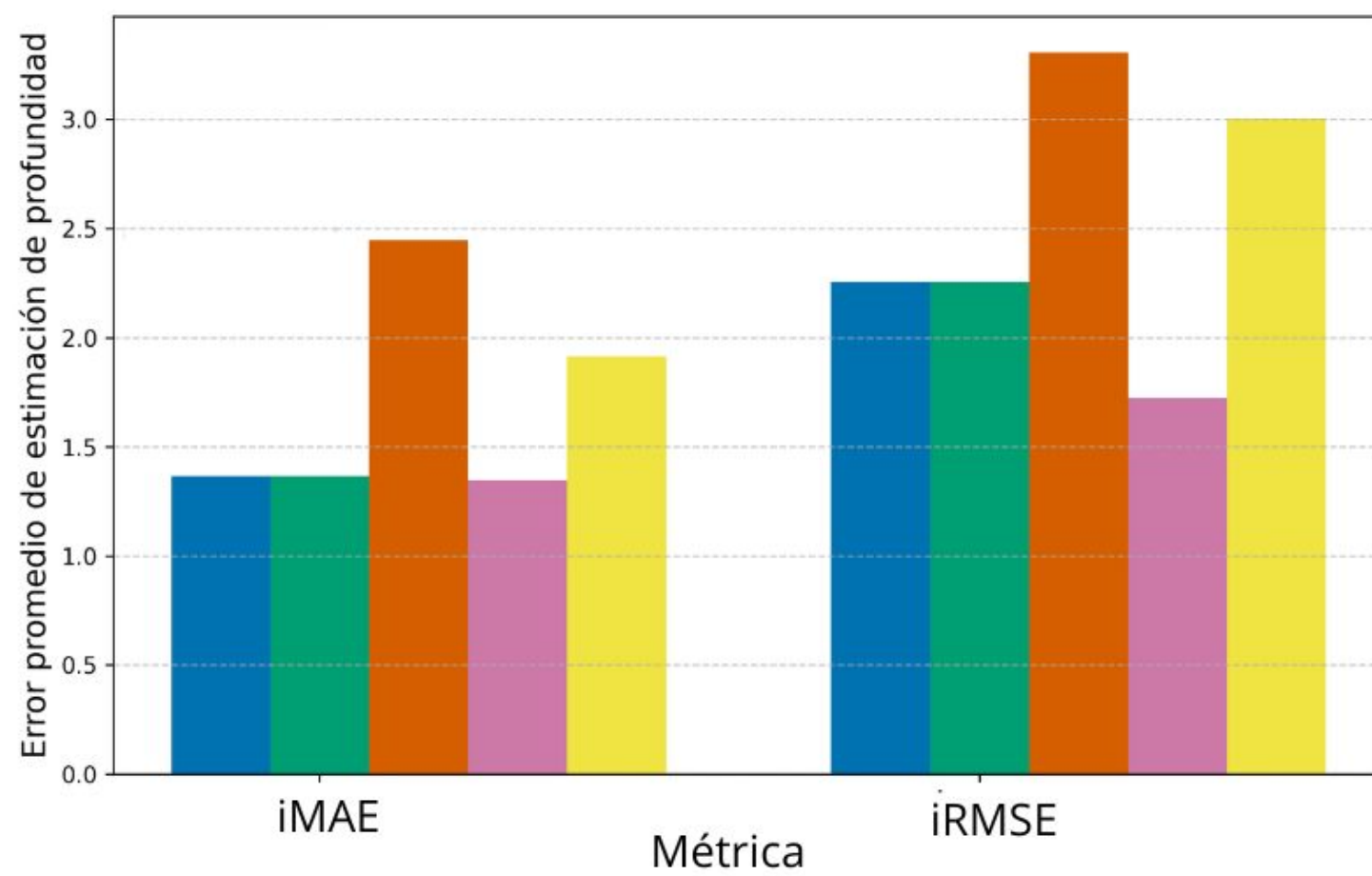
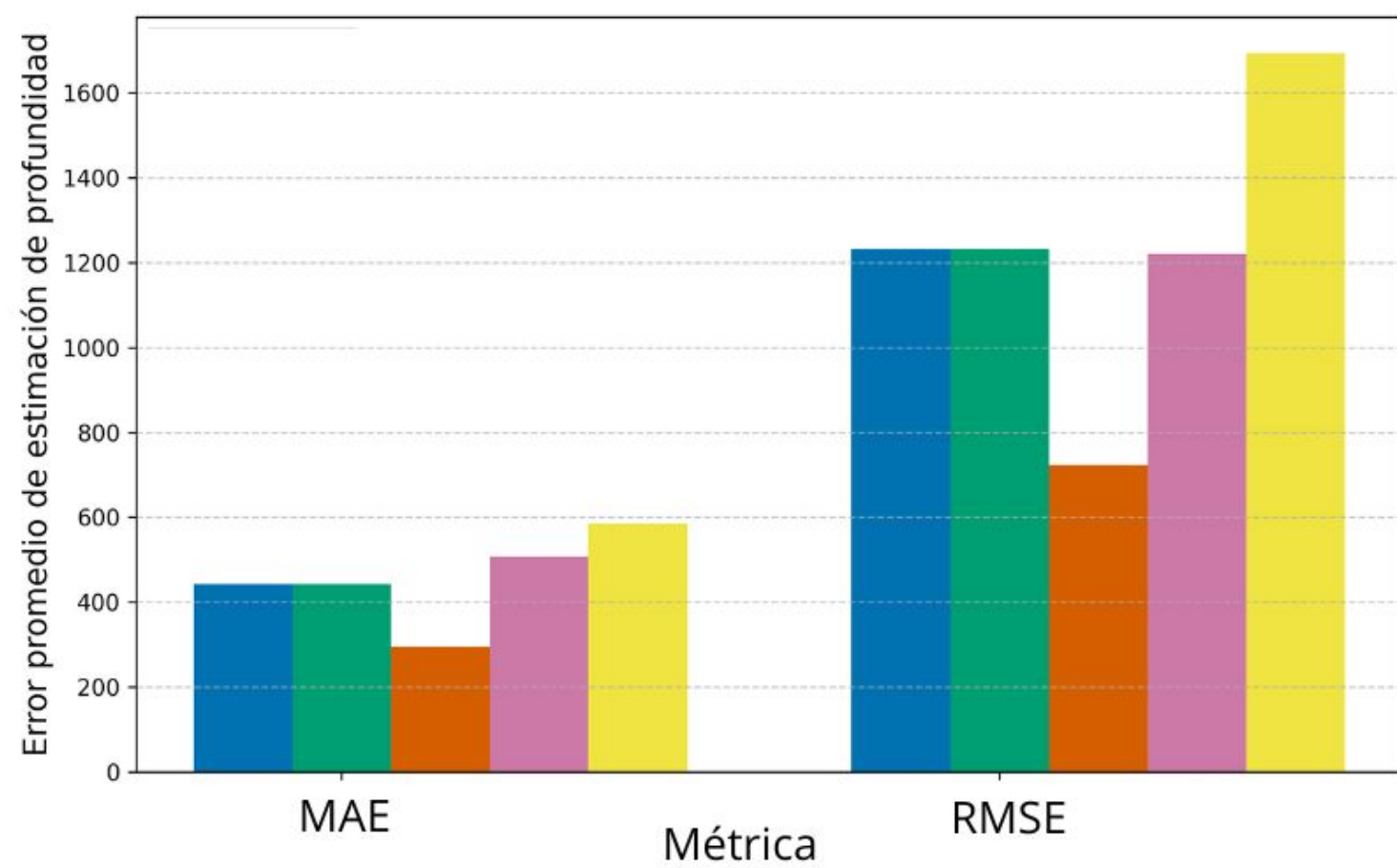
$$\text{iRMSE} = \sqrt{\frac{1}{|\mathcal{S}|} \sum_s \left(\frac{1}{\hat{d}_s} - \frac{1}{d_s^{gt}} \right)^2}$$

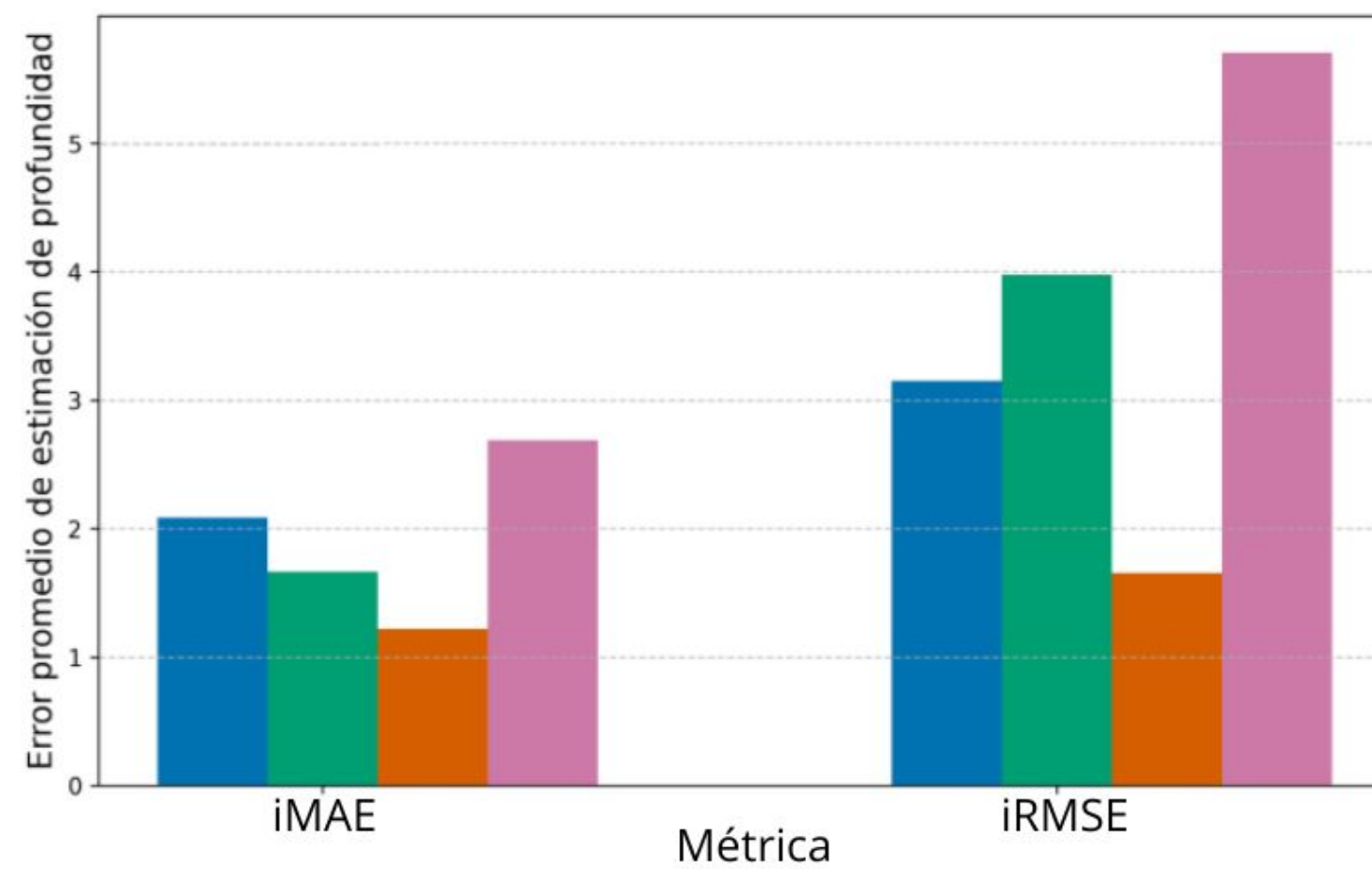
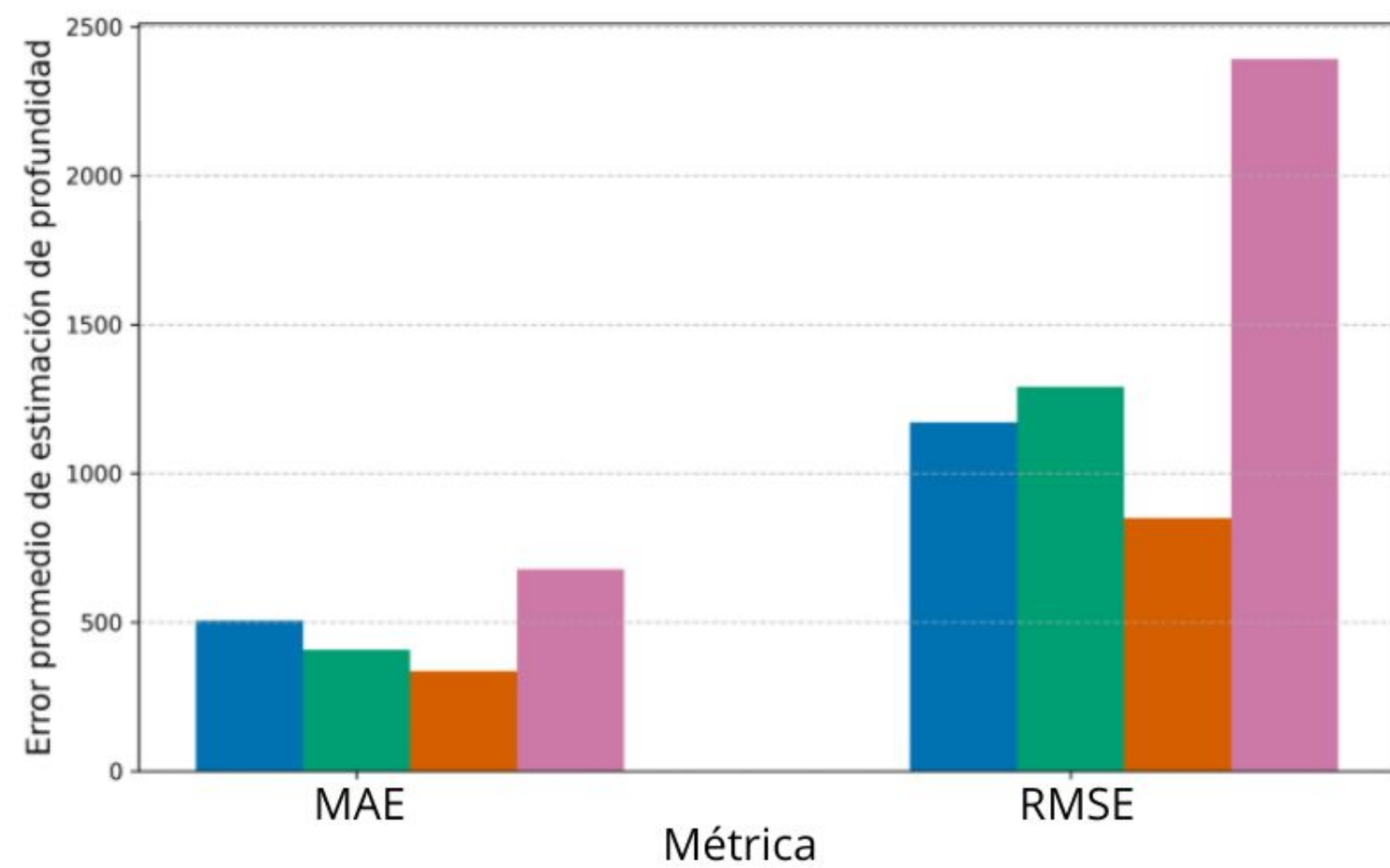
Conjunto de datos	Imágenes	Distancia focal [px]	Baseline [m]	Resolución [px]	Tamaño del pixel [μm]
KITTI (Entrenamiento)	1130	725.0087	0.532725	1242 × 375	4.65
KITTI (Validación)	521	725.0087	0.532725	1242 × 375	4.65
DrivingStereo (Prueba)	500	2007.113	0.54	1762 × 800	5.86

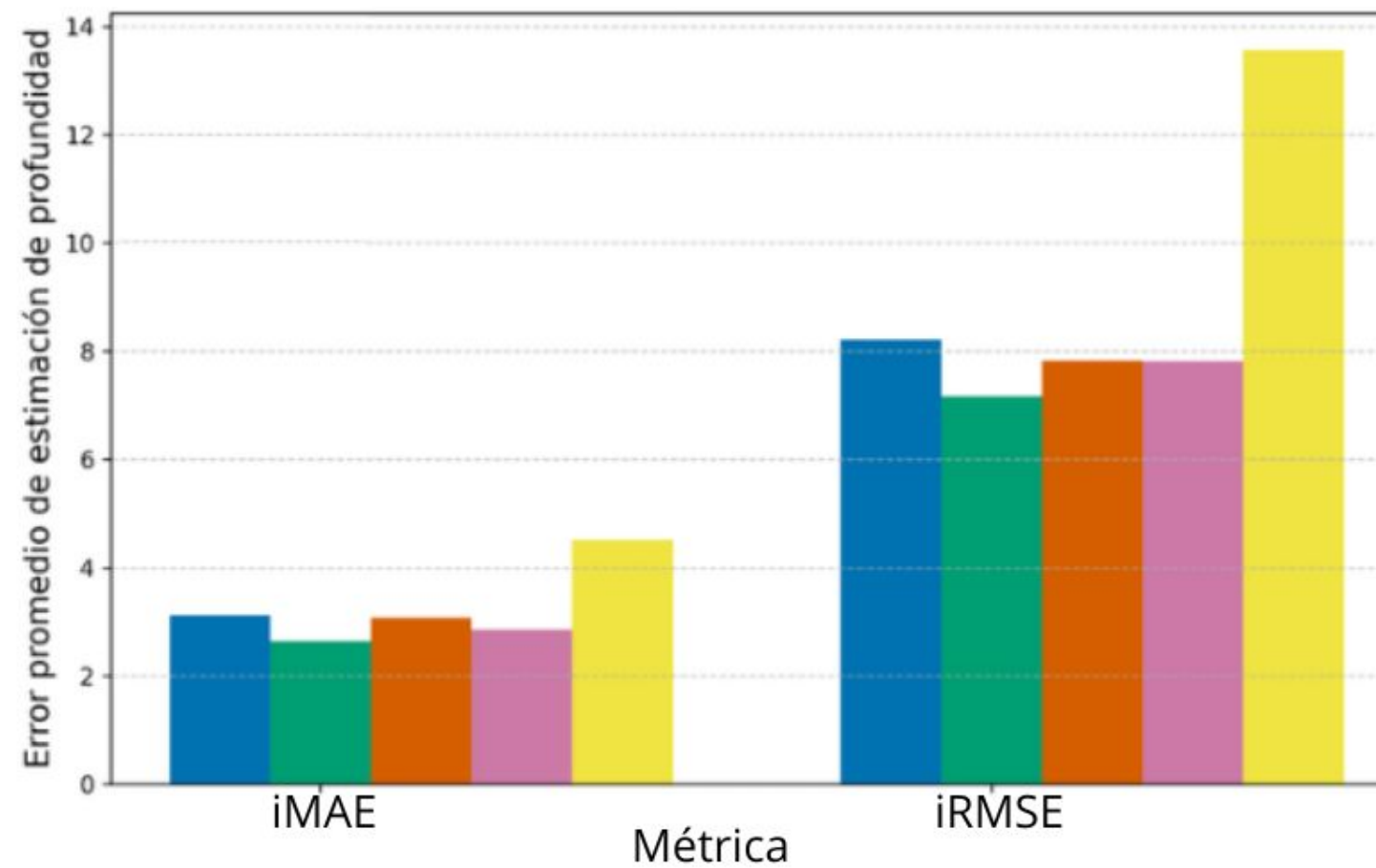
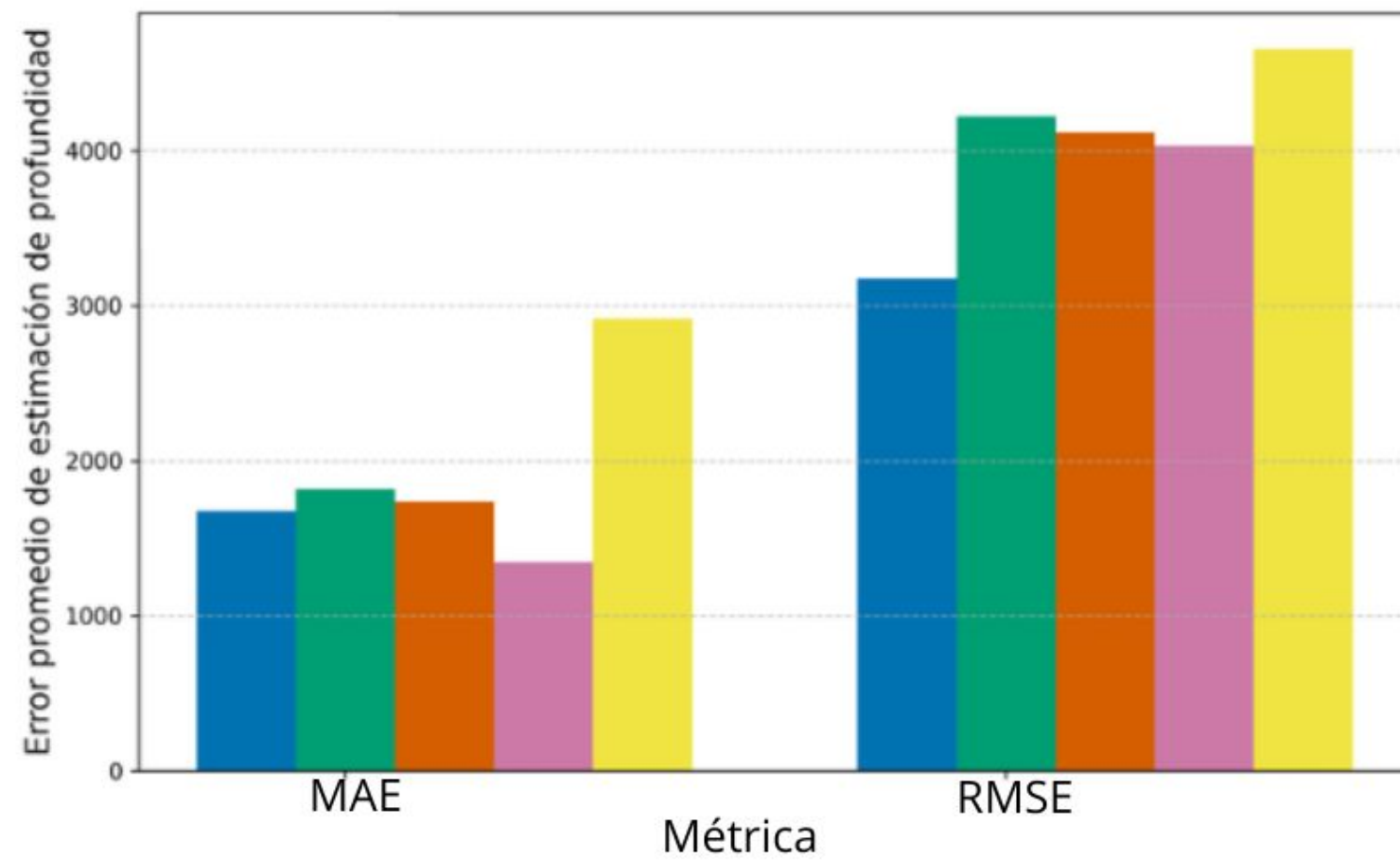
Métricas de estimación de la profundidad

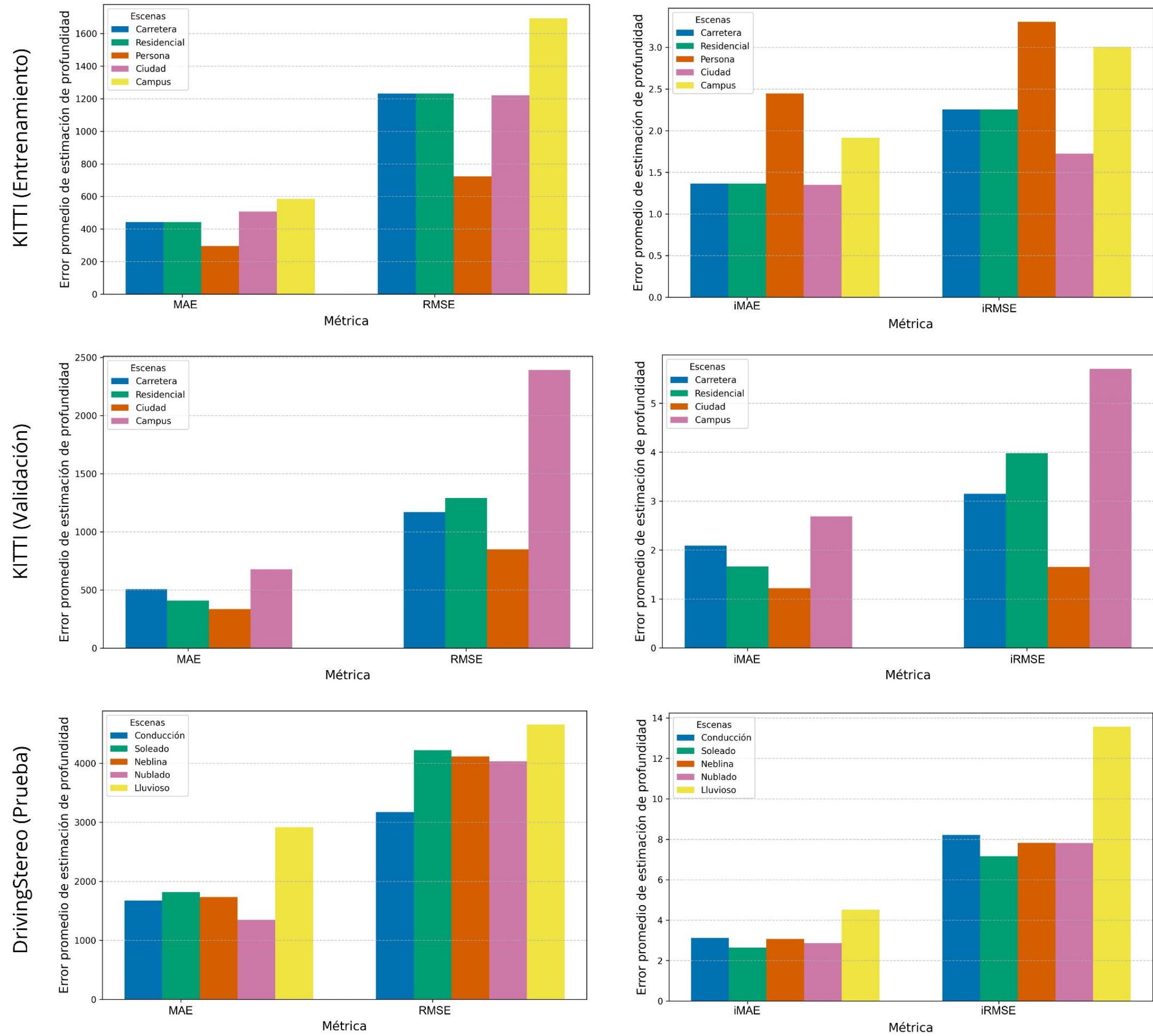
Conjunto de datos	Escena	MAE [mm]	RMSE [mm]	iMAE [1/km]	iRMSE [1/km]
KITTI (Entrenamiento)	Ciudad	506.882	1219.603	1.346	1.724
	Residencial	442.107	1232.146	1.364	2.253
	Carretera	442.107	1232.146	1.364	2.253
	Campus	585.004	1693.675	1.914	3.004
	Persona	295.253	721.806	2.447	3.306
KITTI (Validación)	Ciudad	335.088	850.060	1.217	1.653
	Residencial	408.385	1290.457	1.662	3.974
	Carretera	505.883	1169.286	2.086	3.148
	Campus	676.914	2391.028	2.685	5.702
	Persona	—	—	—	—
DrivingStereo (Prueba)	Conducción	1677.054	3173.304	3.126	8.215
	Soleado	1816.341	4221.276	2.646	7.160
	Neblina	1735.812	4114.396	3.072	7.821
	Nublado	1345.608	4031.648	2.855	7.808
	Lluvioso	2917.907	4655.667	4.512	13.566

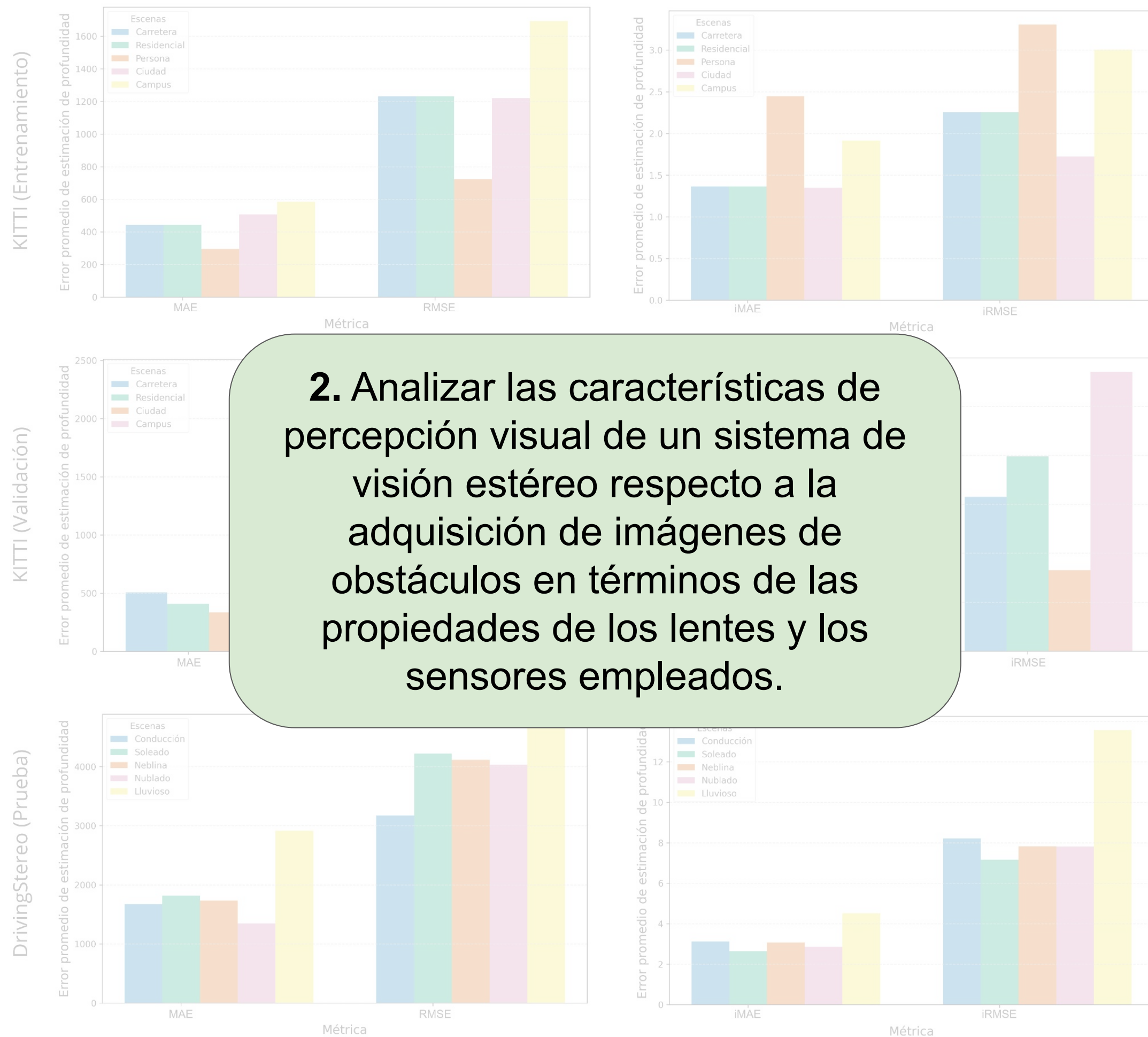
KITTI (Entrenamiento)











🚗 Estimation of safe navigation speed for autonomous vehicles 🚗

Stereo Inference Object Detection Safe speed distance

Object Detection

Perform object detection on the original left image using the detected objects from the depth map. You can select the detection model

Detection Model

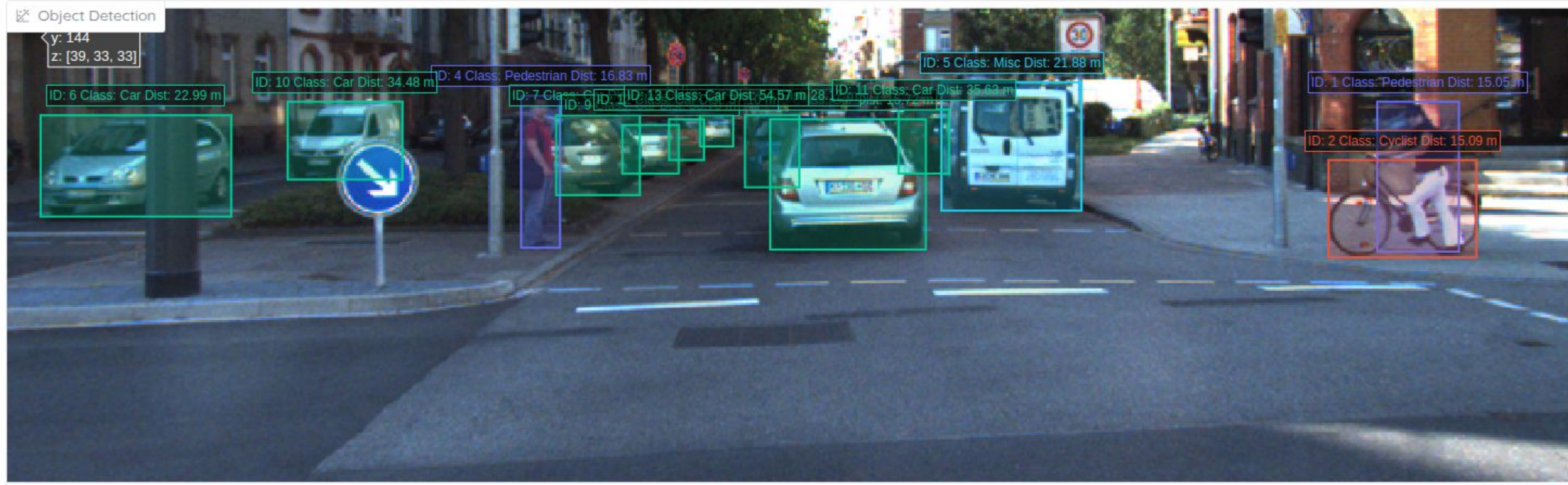
☐ RT-DETRv2

☒ YOLOv11

Run Detection

🔍 Object Detection





Object ID: 1

Class: Pedestrian

Height: 77 pixels - 1.60 m

Coordinates: (903, 177) to (945, 254)

Distance: 15.05 meters

Object ID: 2

Class: Cyclist

Height: 50 pixels - 1.04 m

Coordinates: (878, 207) to (954, 257)

Distance: 15.09 meters

Object ID: 3

Class: Car

Height: 67 pixels - 1.45 m

Coordinates: (591, 186) to (671, 253)

Distance: 15.72 meters

Object ID: 4

Class: Pedestrian

Height: 78 pixels - 1.81 m

Coordinates: (463, 174) to (483, 252)

Distance: 16.83 meters

Object ID: 5

Class: Misc

Height: 66 pixels - 1.99 m

Coordinates: (679, 167) to (751, 233)

Distance: 21.88 meters

Object ID: 6

Class: Car

Height: 52 pixels - 1.65 m

Coordinates: (216, 184) to (314, 236)

Distance: 22.99 meters

Object ID: 7

Class: Car

Height: 41 pixels - 1.40 m

Coordinates: (481, 184) to (524, 225)

Distance: 24.81 meters

Object ID: 8

Class: Car

Height: 37 pixels - 1.43 m

Coordinates: (578, 184) to (606, 221)

Distance: 28.12 meters

Métricas de detección de objetos

$$IoU = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$\text{Sensibilidad} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$F1 = \frac{2 \cdot \text{Precision} \cdot \text{Sensibilidad}}{\text{Precision} + \text{Sensibilidad}}$$

Modelo	IoU	Precisión	Sensibilidad	Métrica-F1
RT-DETRv2 Inference	0.4561	0.9063	0.5954	0.7187
YOLOv11 Inference	0.4774	0.7208	0.7717	0.7454
YOLOv11 Fine-Tuned	0.7024	0.9664	0.8285	0.8922

Métricas de detección de objetos

$$IoU = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$\text{Sensibilidad} = \frac{TP}{TP + FN}$$

F1

3. Comparar las capacidades de detección de obstáculos de los algoritmos de detección de objetos basados en aprendizaje profundo para múltiples distancias a la que se encuentre el sistema de visión estéreo.

Modelo	Precisión			Métrica-F1
RT-DETRv2 Inference	0.4561	0.9063	0.5954	0.7187
YOLOv11 Inference	0.4774	0.7208	0.7717	0.7454
YOLOv11 Fine-Tuned	0.7024	0.9664	0.8285	0.8922

Estimation of safe navigation speed for autonomous vehicles

Stereo Inference

Object Detection

Safe speed distance

Safe speed calculation section

Calculate the lookahead distance for stopping and swerving and optic system parameters based on the selected objects and vehicle parameters.

Coefficient of friction (μ)

0,8



Perception time (t) [s]

0,3



Latency (l) [s]

0,25



Offset distance (d_f) [m]

2



Vehicle Model

Volkswagen Passat (B6)



Turning Radius [m]

11,4



Height of Center Gravity (COG) [m]

0,55



Width of Wheelbase [m]

2,71



Load Objects

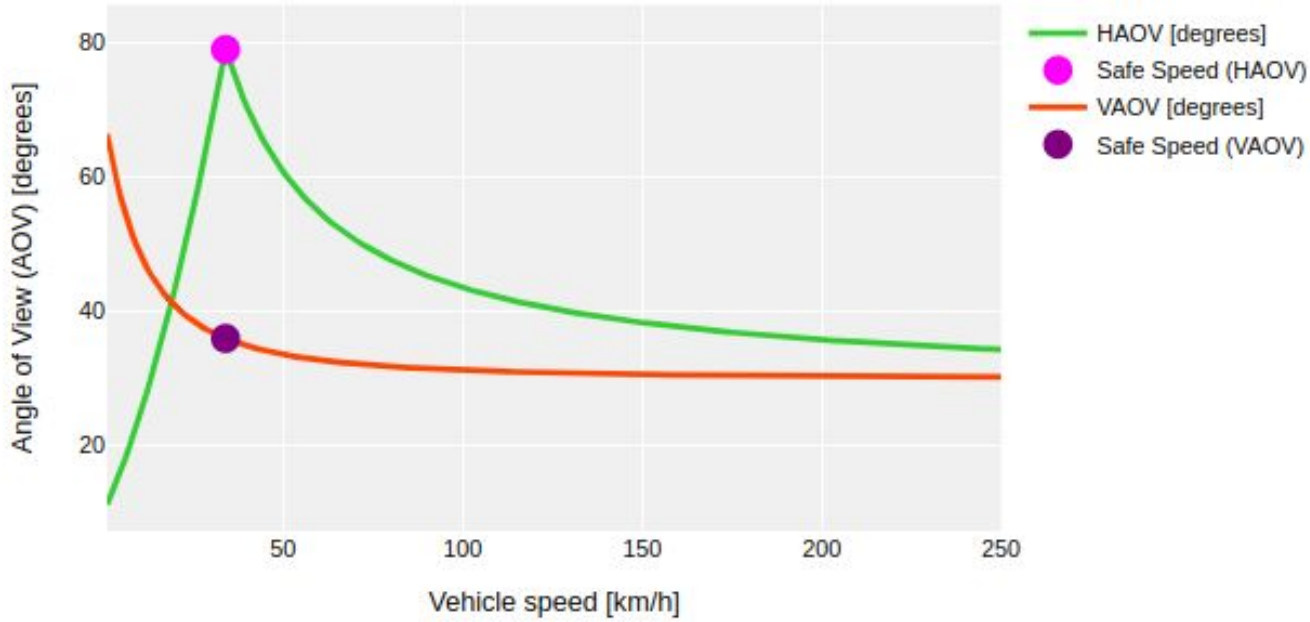
Select Object by ID

☐ 1 ☐ 2 ☒ 3 ☐ 4 ☐ 5 ☐ 6 ☐ 7 ☐ 8 ☐ 9 ☐ 10 ☐ 11 ☐ 12 ☐ 13

Calculate Distance

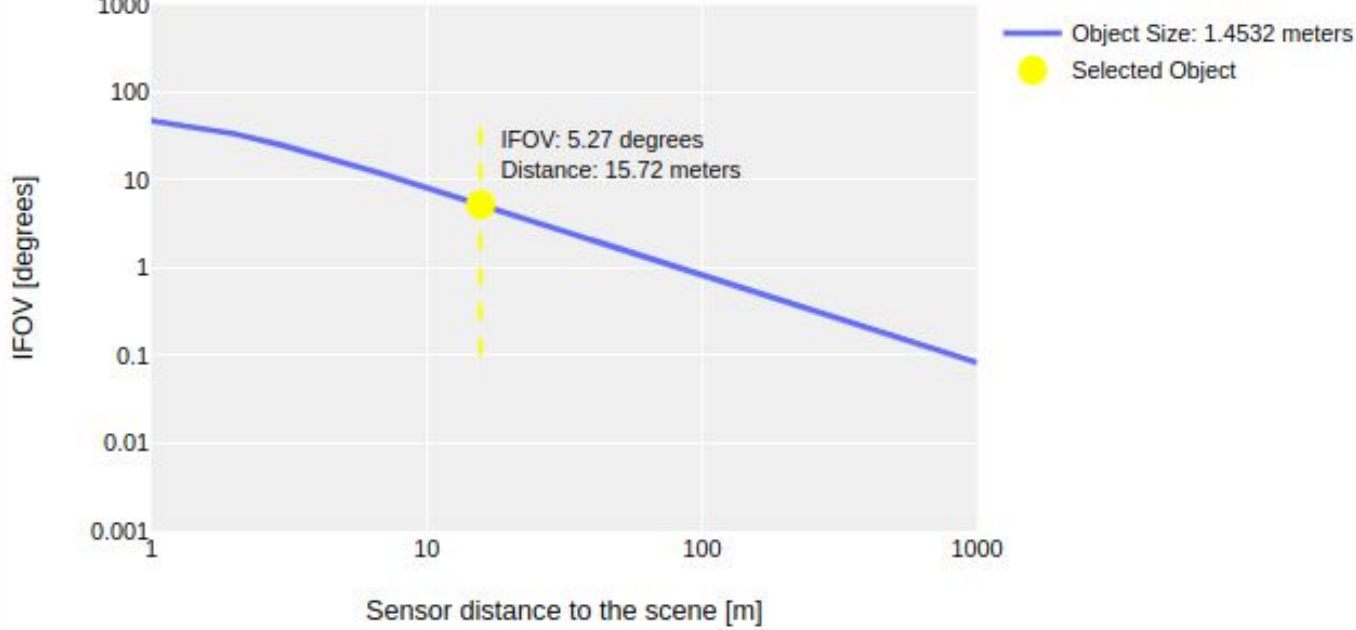
Angle of View (AOV)

Angle of View (AOV) VS Vehicle Speed



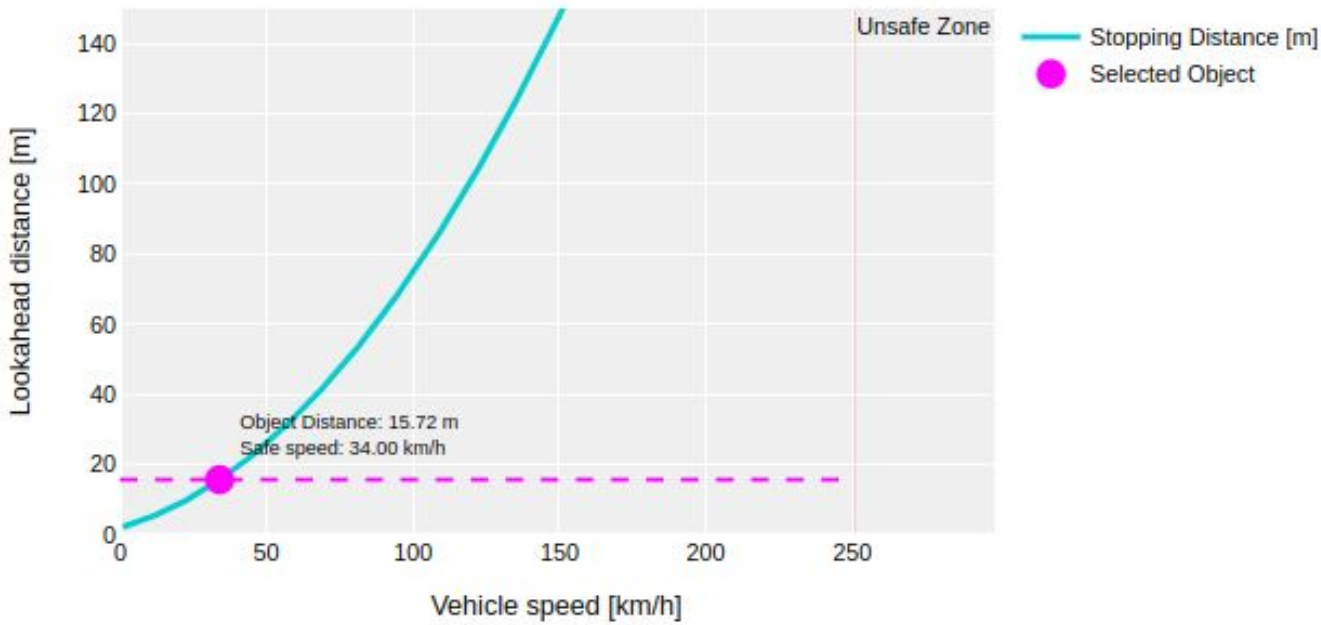
Obstacle IFOV

Obstacle IFOV



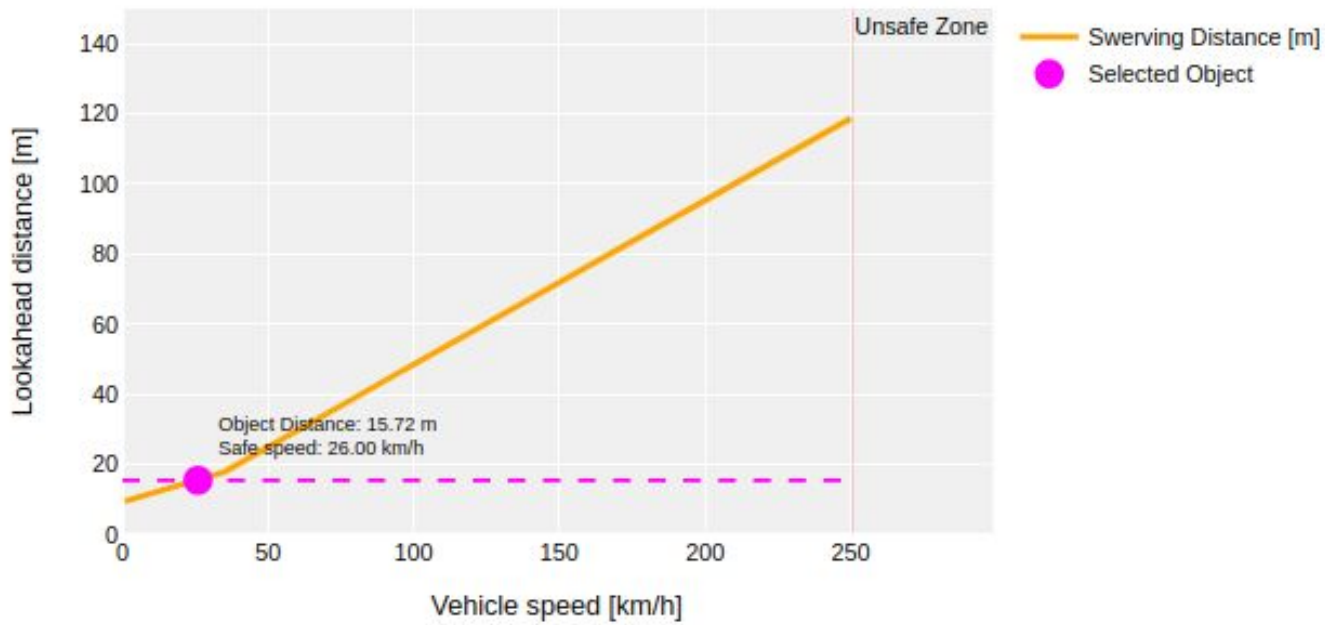
Safe navigation speed for Stopping

Safe navigation speed for Stopping



Safe navigation speed for Swerving

Safe navigation speed for Swerving



Resultados & Validación

Primera simulación

Objeto detectado	Modelo	Distancia	IFOV	VAOV	HAOV	Altura	Pixeles
<i>Car</i>	RT-DETRv2	13.81 m	8.11°	36.96°	67.88°	1.96 m	103 px
	YOLOv11	13.82 m	8.27°	36.96°	67.88°	2.00 m	105 px
<i>Pedestrian</i>	RT-DETRv2	5.94 m	14.86°	45.62°	29.65°	1.58 m	193 px
	YOLOv11	5.94 m	15.02°	45.62°	29.65°	1.60 m	195 px
<i>Cyclist</i>	RT-DETRv2	5.89 m	9.27°	46.58°	27.84°	0.99 m	122 px
	YOLOv11	5.89 m	9.19°	46.58°	27.84°	0.98 m	121 px

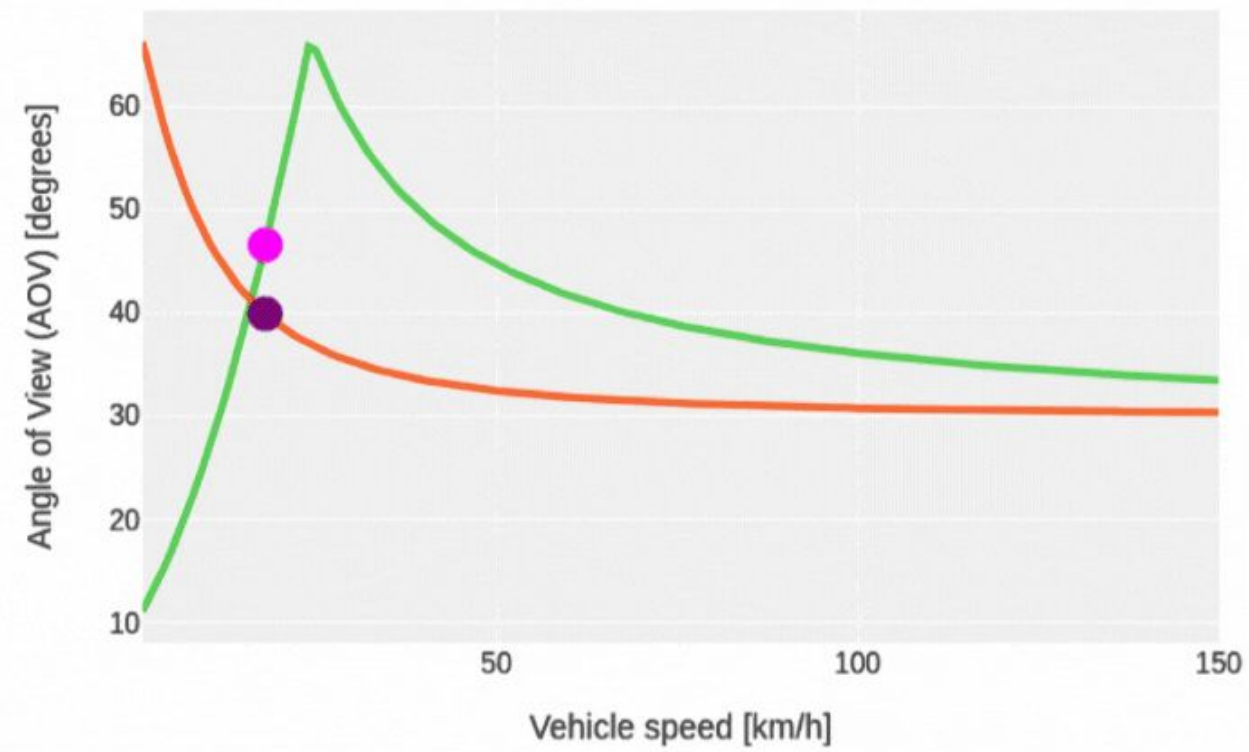
Comparación de objetos detectados con diferentes modelos. Para la misma escena urbana del conjunto de datos KITTI Stereo 2015 utilizando los modelos RT-DETRv2 Inference y YOLOv11 Fine-tuned en un Volkswagen Passat (B6).

Segunda simulación

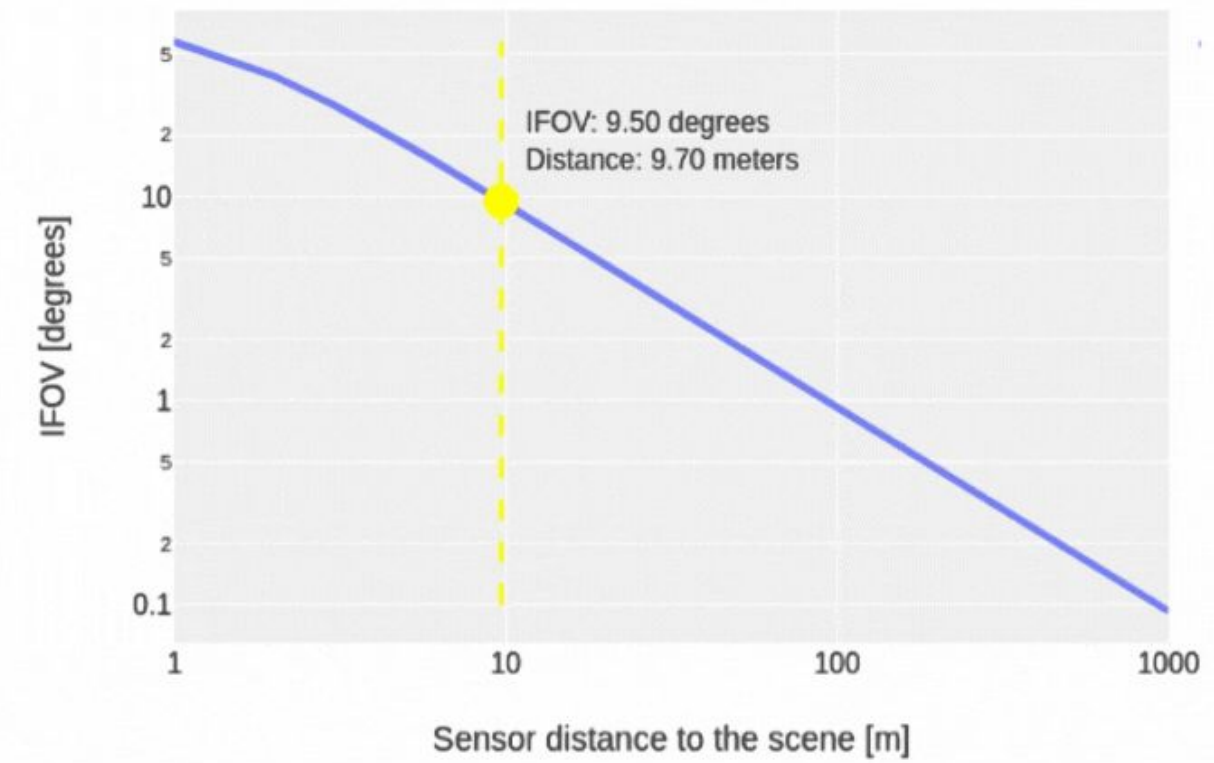
Distancia del objeto	Escena lluviosa ($\mu = 0.4, a = 3.92m/s^2$)						Escena soleada ($\mu = 0.8, a = 7.84m/s^2$)					
	Frenar	Esquivar	IFOV	VAOV	HAOV	Altura	Frenar	Esquivar	IFOV	VAOV	HAOV	Altura
$0m < d < 10m$	18 km/h	—	9.5°	39.92°	46.60°	1.623 m	19 km/h	-	6.26°	41.30°	40.80°	0.923 m
$10m < d < 20m$	24 km/h	16 km/h	5.16°	37.06°	65.84°	1.226 m	33 km/h	25 km/h	6.83°	36.22°	74.81°	1.867 m
$20m < d < 30m$	35 km/h	37 km/h	3.6°	34.23°	53.06°	1.278 m	44 km/h	43 km/h	3.73°	34.31°	65.94°	1.455 m
$30m < d < 40m$	51 km/h	66 km/h	2.03°	32.39°	44.38°	1.411 m	65 km/h	77 km/h	1.85°	32.48°	52.57°	1.248 m
$40m < d < 50m$	57 km/h	81 km/h	1.65°	31.99°	42.51°	1.388 m	77 km/h	101 km/h	1.77°	31.92°	48.48°	1.537 m
$50m < d < 60m$	59 km/h	86 km/h	1.54°	31.88°	41.98°	1.378 m	83 km/h	115 km/h	1.88°	31.70°	46.92°	1.845 m
$60m < d < 70m$	68 km/h	109 km/h	1.26°	31.49°	40.03°	1.407 m	91 km/h	133 km/h	1.26°	31.47°	45.18°	1.421 m
$70m < d < 80m$	73 km/h	125 km/h	1.08°	31.32°	39.17°	1.386 m	101 km/h	150 km/h	0.83°	31.24°	43.41°	1.106 m
$80m < d < 90m$	79 km/h	143 km/h	0.94°	31.15°	38.29°	1.373 m	110 km/h	183 km/h	1.03°	31.08°	42.12°	1.582 m
$90m < d < 100m$	84 km/h	150 km/h	0.83°	31.04°	37.66°	1.344 m	115 km/h	198 km/h	0.91°	31.00°	41.49°	1.521 m

Comparación de las velocidades de navegación segura en diferentes condiciones climáticas. Para diferentes imágenes en el conjunto de datos DrivingStereo se utilizan la escena Lluviosa con un coeficiente de fricción de $\mu = 0.4$ y la escena Soleada con un coeficiente de fricción de $\mu = 0.8$. Se varían las distancias en una escala de 0 a 100 metros para un tiempo de reacción moderado en ambas escenas y con los parámetros del vehículo Hyundai Aviancer con el modelo RT-DETRv2.

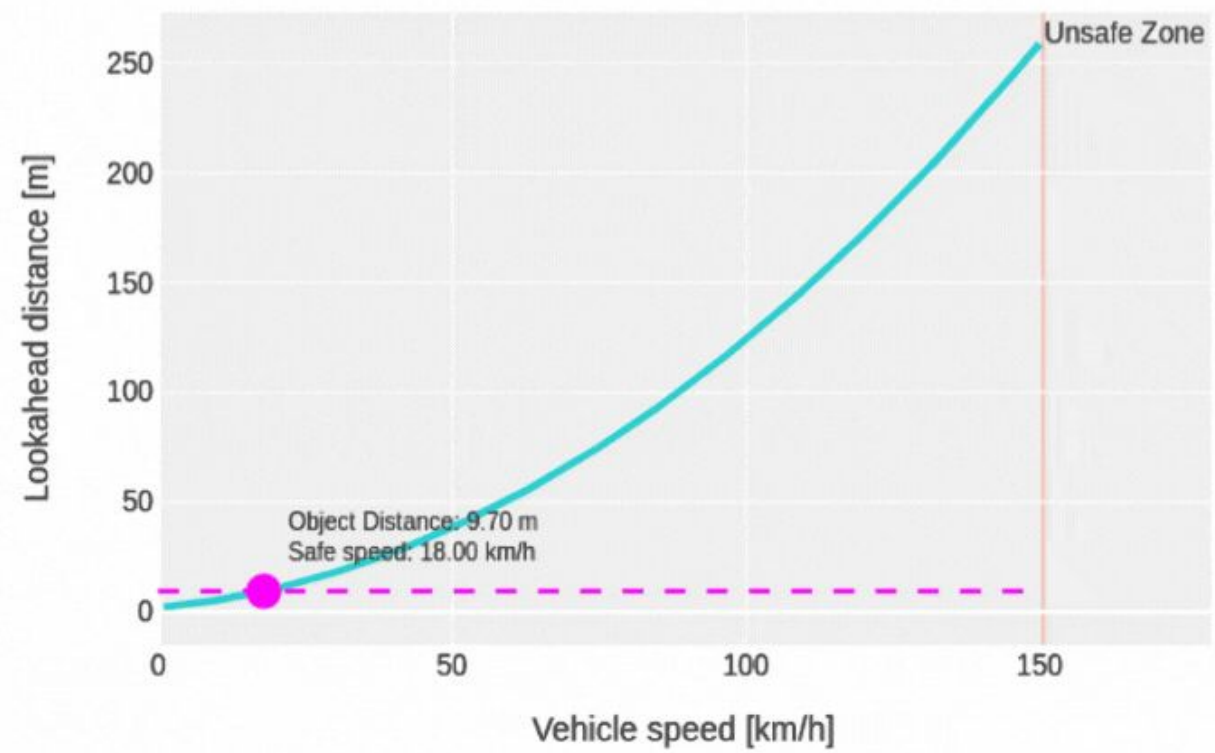
Angle of View (AOV) VS Vehicle Speed



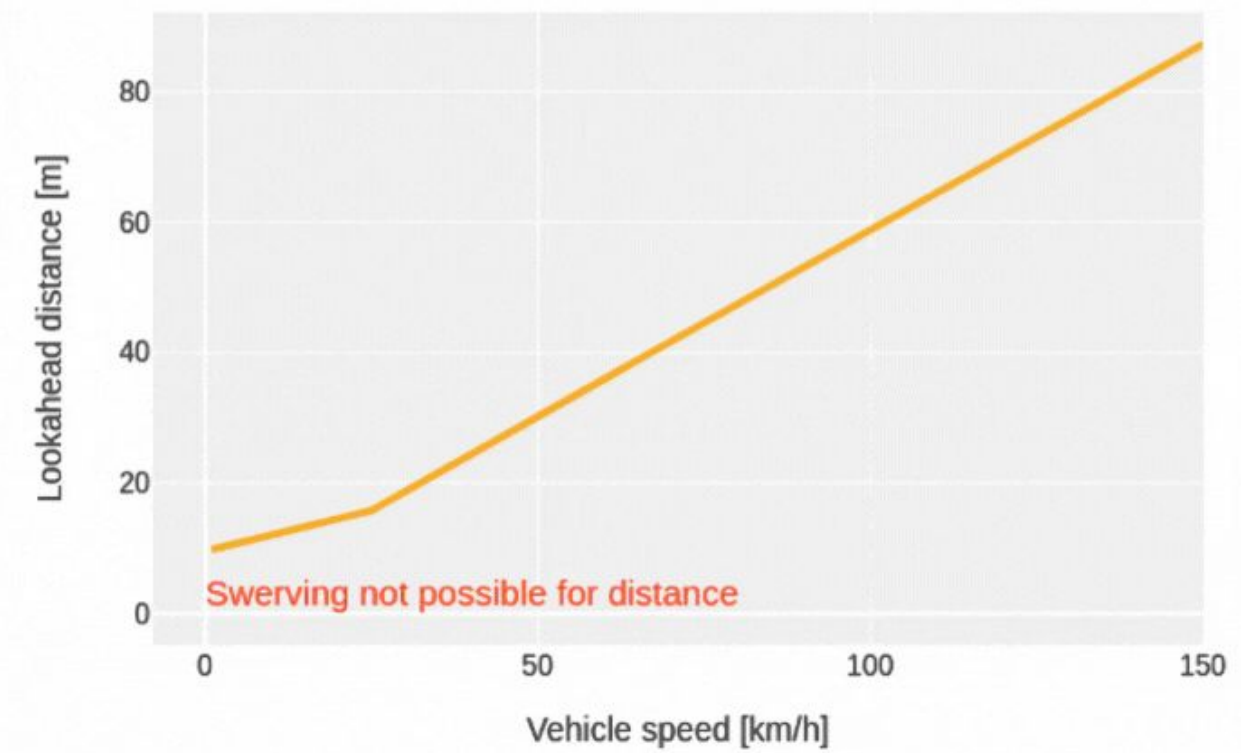
Obstacle IFOV



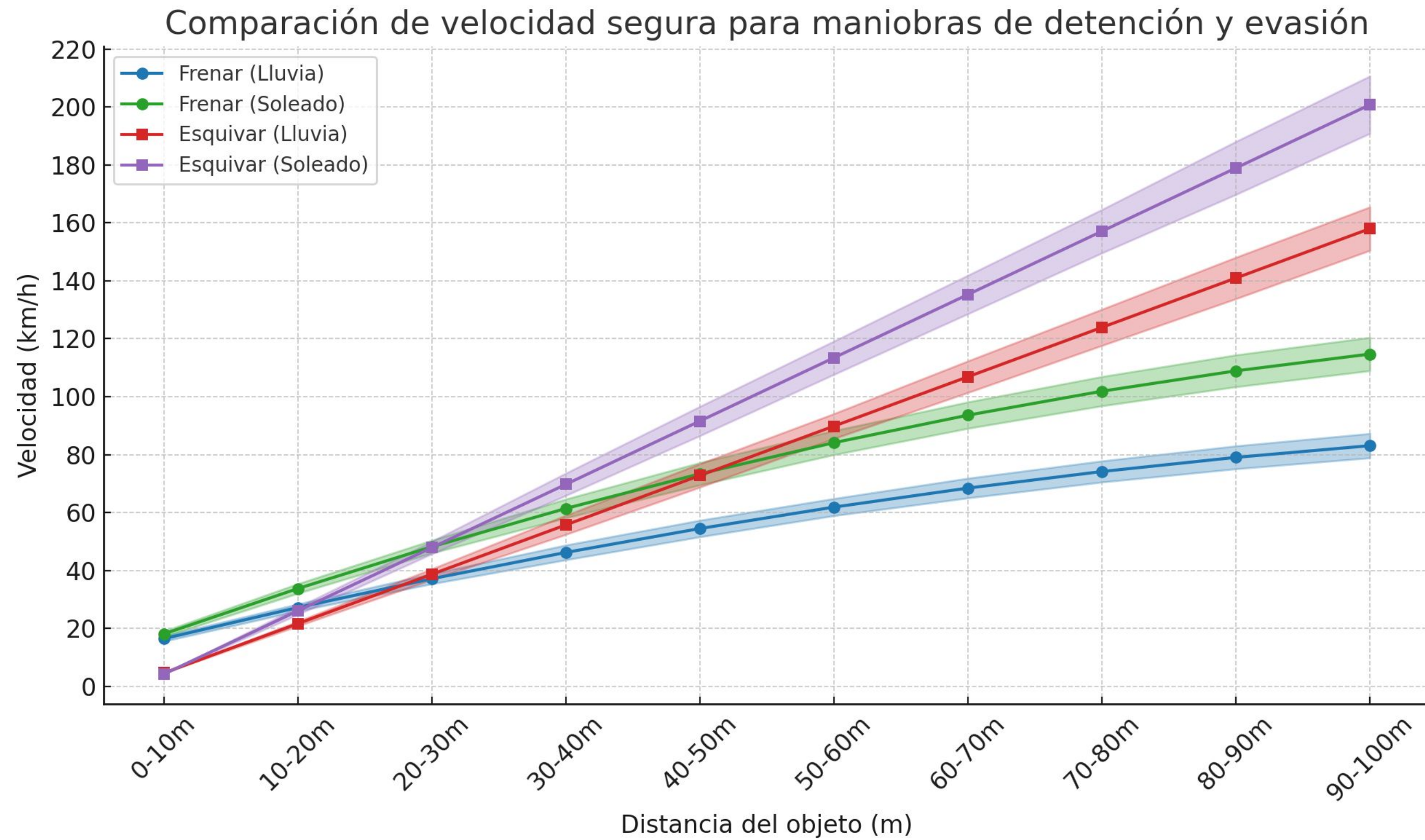
Safe navigation speed for Stopping



Safe navigation speed for Swerving



Segunda simulación

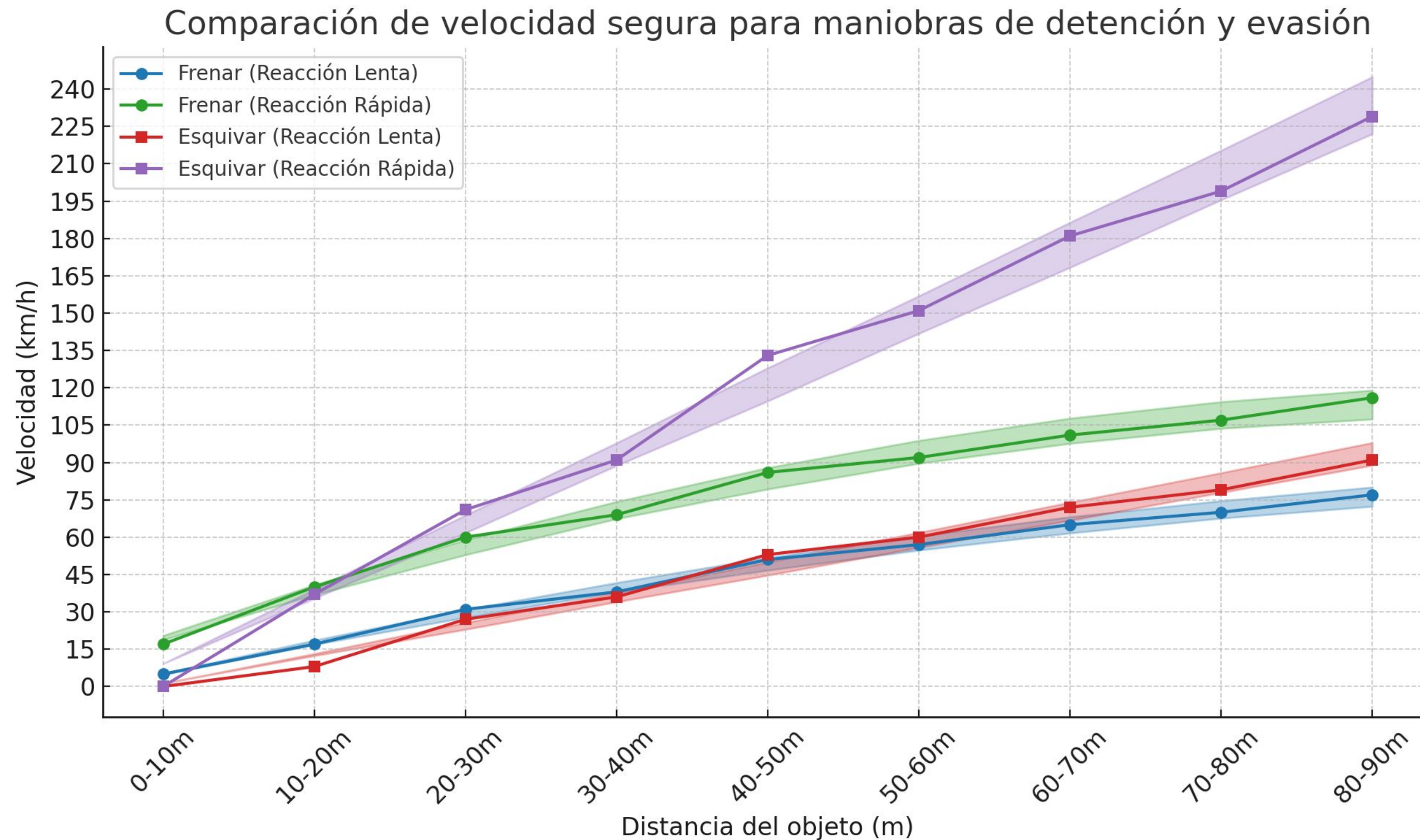


Tercera simulación

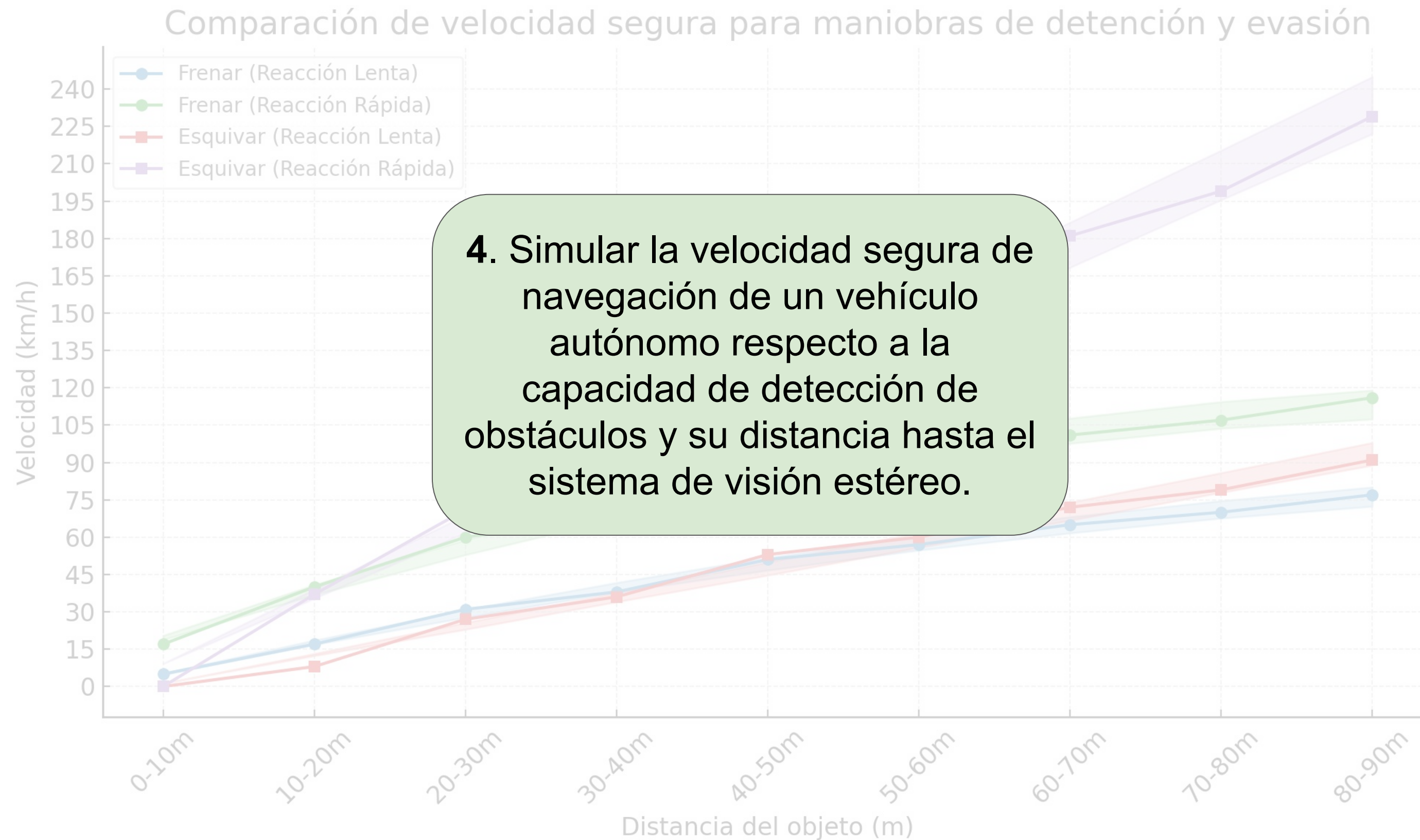
Distancia del objeto	Reacción lenta (1.4s)						Reacción rápida (0.26s)					
	Frenar	Esquivar	IFOV	VAOV	HAOV	Altura	Frenar	Esquivar	IFOV	VAOV	HAOV	Altura
$0m < d < 10m$	5 km/h	-	14.38°	47.24°	26.72°	1.442 m	17 km/h	-	14.38°	46.98°	27.16°	1.442 m
$10m < d < 20m$	17 km/h	8 km/h	6.22°	36.59°	71.78°	1.597 m	40 km/h	37 km/h	6.22°	36.48°	52.93°	1.597 m
$20m < d < 30m$	31 km/h	27 km/h	3.47°	33.56°	133.34°	1.626 m	60 km/h	71 km/h	3.47°	33.54°	43.22°	1.626 m
$30m < d < 40m$	38 km/h	36 km/h	3.08°	32.83°	134.70°	1.803 m	69 km/h	91 km/h	3.08°	32.82°	40.95°	1.803 m
$40m < d < 50m$	51 km/h	53 km/h	1.82°	31.99°	106.13°	1.536 m	86 km/h	133 km/h	1.82°	31.95°	38.13°	1.536 m
$50m < d < 60m$	57 km/h	60 km/h	2.61°	31.74°	97.55°	2.489 m	92 km/h	151 km/h	2.61°	31.74°	37.41°	2.489 m
$60m < d < 70m$	65 km/h	72 km/h	1.50°	31.47°	88.69°	1.700 m	101 km/h	181 km/h	1.50°	31.48°	36.52°	1.700 m
$70m < d < 80m$	70 km/h	79 km/h	2.45°	31.33°	84.21°	3.043 m	107 km/h	199 km/h	2.45°	31.34°	36.02	3.043 m
$80m < d < 90m$	77 km/h	91 km/h	0.95°	31.18°	78.97°	1.352 m	116 km/h	229 km/h	0.95°	31.16°	35.38°	1.352 m

Comparación de las velocidades seguras para diferentes tiempos de reacción. Para diferentes imágenes en el conjunto de datos KITTI Stereo 2015 se utilizan los tipos de reacción lenta y rápida para la misma escena, se varían las distancias en una escala de 0 a 100 metros y con los parámetros del vehículo Volkswagen Passat (B6) con el modelo YOLOv11 Fine-Tuned.

Tercera simulación



Tercera simulación



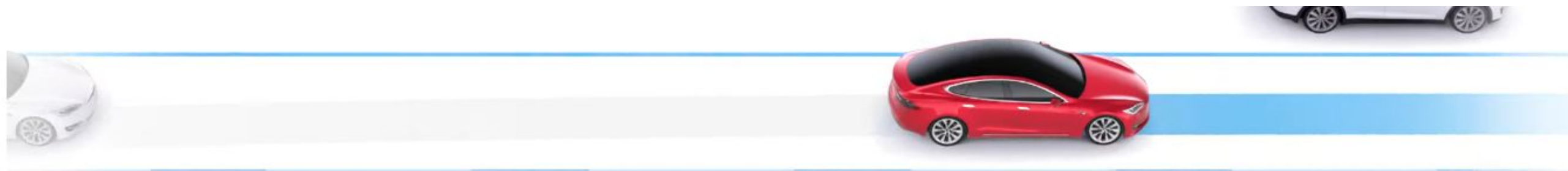
Conclusiones

Conclusiones

El simulador permite elegir imágenes de cualquier conjunto de datos teniendo en cuenta los valores de distancia focal y línea base, generando mapas de disparidad y profundidad.

La detección de objetos en la escena permite elegir modelos de vanguardia con técnicas optimizadas y aprendizaje profundo tanto en inferencia como en ajuste fino.

El simulador ofrece a los investigadores interesados la estimación de la velocidad segura con respecto a los objetos detectados y su distancia al sistema de visión estéreo para maniobras de detenimiento y evasión.



ColCACI 2025

COLOMBIAN CONFERENCE ON APPLICATIONS OF COMPUTATIONAL INTELLIGENCE

August 27th - 29th, 2025 - Armenia, Colombia



Gracias

