

**APLICATIVO DE DETECCIÓN VEHICULAR PARA APOYAR
EL SISTEMA DE DETECCIÓN ACTUAL MEDIANTE LA
UTILIZACIÓN DE UAV**

ANDRÉS FELIPE ORDÓÑEZ HILES

Director:

FRANCISCO LUIS HERNÁNDEZ TORRES, MSC

Co-Director:

ING. CIRO JARAMILLO, PHD



**Escuela de Ingeniería Civil y Geomática
Facultad de Ingeniería
Universidad del Valle**

Mayo - 2022

Dedicado a *Todos aquellos que quieren hacer avanzar al mundo por medio del conocimiento*

El objetivo principal de la educación es crear personas capaces de hacer cosas nuevas y no simplemente repetir lo que otras generaciones hicieron.

Jean Piaget (1896-1980)

AGRADECIMIENTOS

Me gustaría agradecer a Dios primeramente, a mi familia, profesores y a todos aquellos que con su trabajo y conocimiento luchan por hacer de el mundo un lugar mejor.

ABSTRACT

Para las grandes ciudades la toma de información vehicular se ha convertido en una necesidad constante para cosas como comprender la dinámicas viales, seguridad vial y control vehicular entre muchos otros usos, sin embargo obtener dicha información usualmente requiere de infraestructura costosa y procesos complejos; por consiguiente, en el presente proyecto se desarrolló una metodología para la identificación de vehículos particulares y su posición respecto a la vía mediante el uso de fotogrametría aérea por UAV, el trabajo está dividido en la selección del hardware, selección de los escenarios, detección vehicular y de las posiciones de la placa, extracción de caracteres de la placa, generación de resultados y validación. El UAV utilizado fue un phantom 4 pro v2, la red neuronal utilizada fue una YOLOv4 y se usó un extractor de caracteres tesseract OCR, Se obtuvo una precisión media de 87 % en la detección de clases para la red neuronal y del 100 % para la extracción de caracteres de la placa además de posiciones con errores centimétricos. La metodología planteada es un acercamiento para los sistemas de detección vehicular autónomos mediante UAV que puedan apoyar otras tecnologías existentes.

PALABRAS CLAVES: UAV, Detección vehicular, Detección de licencias vehiculares, Fotogrametría Digital, YOLOv4, Redes Neuronales, tesseract OCR.

For large cities, taking vehicular information has become a constant need for things like understanding road dynamics, road safety and vehicle control among many other uses, without obtaining this information usually required for costly infrastructure and complex processes; therefore, in the present project a methodology was developed for the identification of private vehicles and their position regarding the road through the use of aerial photogrammetry by UAV, the work is divided into the selection of hardware, selection of scenarios, vehicle detection and plate positions, plate character extraction, results generation and validation. The UAV used was a phantom 4 pro v2, the neural network used was a YOLOv4 and a tesseract OCR character extractor was used, an average accuracy of 87 % was obtained in the detection of classes for the neuronal red and 100 % for the extraction of characters from the plate in addition to positions with centimetric errors. The proposed methodology is an approach for autonomous vehicle detection systems using UAVs that can support other existing technologies.

KEYWORDS: UAV, Vehicle detection, Vehicle license detection, Photogrammetry Digital, YOLOv4, Neuronal Networks, tesseract OCR.

ÍNDICE GENERAL

i	INICIO	1
1	INTRODUCCIÓN	2
2	PLANTEAMIENTO Y FORMULACIÓN DEL PROBLEMA	3
3	JUSTIFICACIÓN DEL PROBLEMA	4
4	OBJETIVOS	5
4.1	Objetivo General	5
4.1.1	Objetivos Específicos	5
5	MARCO TEÓRICO	6
5.1	Marco Conceptual	6
5.1.1	Reconocimiento de matriculas	6
5.1.2	Localización de la Matricula	6
5.1.3	Segmentación de Caracteres	8
5.1.4	Reconocimiento de caracteres	8
5.1.5	Hardware	9
5.1.6	vehículo aéreo no tripulado	9
5.1.7	Cámara digital	10
5.1.8	Teleobjetivo	11
5.1.9	Ordenador de placa única	11
5.2	Marco Teórico	11
5.2.1	Captura de imágenes	11
5.2.1.1	Groud Sample Distance (GSD)	11
5.2.1.2	Modelo geométrico de la cámara	12
5.2.1.3	Condiciones de las tomas áreas	13
5.2.2	Preprocesamiento	13
5.2.2.1	Eliminación de ruido	13
5.2.2.2	Escala de grises	14
5.2.2.3	Mejora mediante métodos de dominio espacial	14
5.2.2.4	Mejora mediante Histograma	15
5.2.2.5	Contrastado de imágenes	16
5.2.2.6	Binarización de las imágenes	16
5.2.2.7	Operaciones morfológicas	17
5.2.2.8	Etiquetado y conteo de objetos	18
5.2.2.9	Filtro de tamaño	19
5.2.2.10	Detección de contornos	19
5.2.3	Orientación con Scale-invariant feature transform (SIFT)	20
5.2.3.1	Detección de extremos	20
5.2.3.2	Localización de los Keypoints	20
5.2.3.3	Asignación de la orientación	20

5.2.4	Redes neuronales	21
5.2.4.1	Red Neuronal Multi-capa (MLP)	21
5.2.4.2	Aprendizaje por Backpropagation	22
5.2.4.3	Funciones de activación	24
5.2.4.4	YOLOv4	25
5.2.5	Validación de los resultados	26
5.3	Marco Referencial	28
6	METODOLOGÍA	39
6.1	Selección de la tecnología o hardware	39
6.1.1	Tecnología Utilizada	40
6.2	selección de los escenarios	41
6.2.1	Condiciones de los escenarios	41
6.3	Detección vehicular y de la posición de las placas	42
6.3.1	Toma de datos	43
6.3.2	Preprocesamiento	44
6.3.3	Implementación de la red neuronal	44
6.3.3.1	Entrenamiento	44
6.3.4	Georeferenciación	45
6.4	Extracción de caracteres de la placa	46
6.5	Generación de resultados	47
6.6	Validación	47
7	RESULTADOS	48
7.1	Entrenamiento de la red neuronal y detección	48
7.2	Localización y georeferenciación	51
7.3	Detección de caracteres	54
7.4	Validación	55
8	DISCUSIÓN	57
9	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	
	BIBLIOGRAFÍA	62
ii	ANEXOS	67
A	ANEXO	68
A.1	Anexo A	68

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1	Arquitectura de una CNN	7
Figura 2	Hiperplano mostrando la separación de clases	9
Figura 3	Características de una cámara Digital	11
Figura 4	Clasificador Haar	28
Figura 5	Orientación basado en LSD	30
Figura 6	Arquitectura de Yolo v2	31
Figura 7	Arquitectura de Yolo denso	32
Figura 8	Preprocesamiento para detección de bordes	33
Figura 9	Localización y extracción de caracteres	34
Figura 10	Arquitectura de la red neuronal CNN	35
Figura 11	Localización y extracción de caracteres mediante filtrado	36
Figura 12	Filtrados para la localización de caracteres	37
Figura 13	Etapas generales de la metodología	39
Figura 14	Valores del GSD	41
Figura 15	Localización del escenario	42
Figura 16	Etapas de la detección	43
Figura 17	Metodología de la toma de datos	43
Figura 18	Metodología de la georreferenciación	46
Figura 19	Resultados de entrenamiento	49
Figura 20	Resultado de detección para el primer punto de control	51
Figura 21	resultado de detección para segundo punto de control	51
Figura 22	Obtención de coordenadas con líneas guía	53
Figura 23	de las coordenadas distancias entre coordenadas	53
Figura 24	Preprocesamiento de placas	54
Figura 25	Matriz de confusión	55
Figura 26	Matriz confusión multi clase	55

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1	Tipos de UAV determinados por su estructura básica	9
Tabla 2	Funcionamiento de los métodos encontrados	31
Tabla 3	Funcionamiento del método evaluado frente los más usuales	32
Tabla 4	Funcionamiento del método evaluado frente los más usuales	34
Tabla 5	Descripción de los materiales usados	40
Tabla 6	Precisión media por clase	49
Tabla 7	Resultados de detección	50
Tabla 8	Resultados de posición	52
Tabla 9	Resultados de precisión	54
Tabla 10	Resultados de validación finales	55

Parte I

INICIO

INTRODUCCIÓN

En las grandes ciudades la dinámica vial está sujeta a muchos factores, es por esto que la detección vehicular en la actualidad es una importante herramienta para la adquisición de variables de tráfico y control vehicular (Javeriana, 2019), estas ayudan a revelar las dinámicas viales realizando tareas como el conteo del tráfico, la clase de vehículos que transitan por un punto y la detección de las matrículas de identificación, entre otras funciones (Xiang y col., 2019), esto mediante la combinación de diferentes tecnologías, como lo es la visión por computador y que acompañado de un hardware permita a los aplicativos identificar las variables asignadas en su punto de trabajo establecido (Javeriana, 2019).

El sistema de detección de vehículos en la Ciudad de Santiago de Cali cuenta con equipos electrónicos de alta tecnología, ya que para realizar correctamente la detección de los diferentes vehículos de la ciudad, se requiere una importante precisión en los sensores ópticos (Alcaldía De Santiago De Cali, 2012), tanto el hardware como el aplicativo están orientados principalmente a sistemas fijos (Caracol, 2020), haciendo que la toma de datos se realice solo en ciertos puntos de la ciudad, por las condiciones de estos y que además no permita un escaneo de información riguroso sobre otros tramos viales importantes.

La realización de un sistema de detección que apoye al actual en las debilidades anteriormente mencionadas se hace necesaria como una solución que permita reducir la inversión en equipos e infraestructura para las detecciones, además de una fuente información fiable que permita la toma de datos en distintas zonas de la ciudad a fin de mejorar la representación de la dinámica vial.

Para la realización del proyecto se utilizó un Vehículo Aéreo no tripulado (UAV), este fue capaz de volar sobre una vía de la ciudad. Debido a la versatilidad de este fue posible la adición de diferentes equipos, estos pequeños sensores a utilizar cuentan con modestas resoluciones de 1080p que con ayuda de una red neuronal artificial profunda convolucional permitió encadenar las tareas de visión artificial, detección de píxeles, y clasificación de la información.

PLANTEAMIENTO Y FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

La detección y reconocimiento automáticos de matrículas (ALP) por sus siglas en inglés usa diversas técnicas de reconocimiento de imágenes y patrones para la detección de vehículos (Omar y col., 2020). Esta se utiliza principalmente por la necesidad de controlar el exceso de velocidad, reducir la cantidad de accidentes y obtener datos para la planificación del tráfico (Alcaldía De Santiago De Cali, 2012). Es por esto que la detección de vehículos debe ser precisa y adaptarse a diferentes entornos, Por lo anterior, el sistema de detección de automóviles en la Ciudad de Santiago de Cali cuenta con equipos para la detección electrónica con una alta tecnología (El País, 2019), estos usan una serie de sensores ópticos encargados de identificar los vehículos y su posición (Alcaldía De Santiago De Cali, 2012), la identificación de vehículos se produce mediante su placa, reconociendo de ella una serie de caracteres únicos para cada vehículo (Ordúz, 2008). Debido a la identificación que se requiere, se hace necesaria una resolución de los sensores muy alta. Es por esto que la compra e instalación de estos dispositivos implica una importante inversión.

Las principales ciudades de Colombia utilizan el equipo fijo de fiscalización de velocidad VSIS-RF (Dinero, 2012). Estos cuentan con tres sensores principales, una cámara con resoluciones mayores a 2448x2050, alto rango dinámico y el sistema Motion-Blur-free, los dos sensores restantes son infrarrojos de largo alcance con una configuración estereoscópica (Velsis, 2019), estos equipos tienen un costo unitario de \$192,281,560 y un costo de instalación unitario de \$ 8,054,596 (SECOPI, 2019). Además de esto, el aplicativo usado para la detección está orientado a equipos fijos, es decir, esto impide el escaneo de información riguroso sobre tramos viales importantes, ya que solo cuenta con detección en cierta cantidad de carriles y en tramos limitados (Velsis, 2019). Teniendo en cuenta esto, la ciudad no cuenta con un sistema que pueda moverse continuamente por diferentes vías, capturando información que complemente la tomada por los sistemas fijos.

En conclusión los equipos anteriormente mencionados son costosos y solo permiten la identificación de vehículos en zonas fijas. Sin embargo, el desarrollo de un aplicativo de reconocimiento vehicular que permita reconocer los vehículos, su posición respecto a la vía y que esté enfocado a un hardware de menor costo que pueda ser usado en una plataforma móvil, permitiría reducir los costos de detección de vehículos, mejorar la versatilidad y complementar la información obtenida por los sistemas fijos.

¿Cómo implementar una aplicación orientada a plataformas móviles que permita el reconocimiento vehicular, su posición respecto a la vía, que permitiría reducir los costos y apoyar la toma de datos actual?

JUSTIFICACIÓN DEL PROBLEMA

Actualmente la ciudad de Santiago de Cali cuenta con 35 cámaras de detección vehicular en diferentes puntos clave de la ciudad (Caracol, 2020), estos son equipos de fiscalización de sistemas de control de tráfico por imagen (VSIS-RF). Según Martínez-Ruíz y col. (2019) han demostrado ser significativamente efectivas para la reducción de todos los choques en las áreas de detección, sin embargo el área limitada de detección podría producir la migración de accidentes a lugares sin el control de la detección vehicular (El País, 2017), es decir, el reconocimiento vehicular actual en la ciudad requiere de equipos costosos y con una detección en un área limitada, haciendo que todo el sistema de detección sea poco flexible con respecto a la información que se puede obtener utilizando también medios móviles. Existen diferentes sistemas de reconocimiento vehicular móviles, entre los cuales los más conocidos son los sistemas VSIS RE. Sin embargo, estos requieren estar en un punto fijo mientras toman información, además los sensores de estos equipos son igualmente costosos por su calidad, y requieren a un mayor personal para su operación.

Por lo anterior, se hace necesario la creación de un aplicativo para apoyar el actual respecto a todos los problemas anteriormente mencionados, con la capacidad de realizar detecciones a lo largo de una vía de la ciudad y con un sistema autónomo que permita la identificación de los vehículos, su posición y el reconocimiento de la placa vehicular manera automática, este no solamente llevará a complementar y aumentar la efectividad de la toma de información de los sistemas de detección actuales, si no que en vista de la falta de sistemas de detección móviles en la ciudad es un importante avance académico respecto a los sistemas de detección vehicular móviles orientados a UAV y aplicados a grandes ciudades.

Los Vehículos Aéreos no tripulados (UAV) son dispositivos electrónicos sumamente versátiles y simples, que mezclan una gran movilidad con una amplia capacidad para añadir toda clase de pequeños sensores, la adición de pequeños sensores ópticos con resoluciones de (1080p) acompañado de los más actuales algoritmos de detección permiten que los UAV sean capaces de complementar las tareas de tienen los sistemas de detección actuales, añadiendo a estos que con el uso de una red neuronal que permita la ejecución de los algoritmos y la clasificación de la información en pleno vuelo, elimina la necesidad de personal calificado para estas tareas.

OBJETIVOS

4.1 OBJETIVO GENERAL

Realizar una aplicación para apoyar la toma de datos que realizan los sistemas fijos de detección enfocado en el reconocimiento automático de la placa de vehículos particulares y su posición respecto a la vía mediante el uso de fotogrametría aérea por UAV.

4.1.1 *Objetivos Específicos*

- Seleccionar la tecnología adecuada para la realización de una aplicación local orientado a parámetros de bajo costo respecto a los sistemas de detección actuales.
- Establecer las condiciones de los escenarios para la detección vehicular mediante UAV aplicables a la ciudad de Santiago de Cali.
- Realizar pruebas de laboratorio con diferentes vehículos para validar el funcionamiento de la aplicación.

MARCO TEÓRICO

5.1 MARCO CONCEPTUAL

Dado que el punto central de este proyecto se establece en la visión artificial con sensores sobre un UAV, es necesario plantear los parámetros que servirán como ejes conceptuales a nivel de software y hardware; Para empezar a nivel de software, se entiende el concepto de visión artificial del mismo modo que es definido por (Vardanega y col., 2016) que lo define como un campo cuya misión es la extracción de cierta información relevante de imágenes digitales, empleándose así para muchas tareas, entre las cuales está el reconocimiento de patrones, que es definido por (Theodoridis & Koutroumbas, 2006) como una disciplina científica que mediante señales de ondas o imágenes busca la clasificación de un objeto o un patrón dentro de unas categorías existentes y definidas por el programador; Un área importante en esta disciplina es el reconocimiento de caracteres, que se utiliza para hacer que los caracteres legibles por una persona sean entendidos por una máquina (Cash & Hatamian, 1987).

5.1.1 Reconocimiento de matrículas

Partiendo de la base establecida en el punto anterior, se entiende por reconocimiento automático de matrículas según (Qadri & Asif, 2009) como una tecnología de procesamiento de imágenes digitales que identifica un vehículo mediante su matrícula, esta tecnología está conformada principalmente principalmente de tres procedimientos, localización de la matrícula, segmentación de caracteres y extracción de características.

5.1.2 Localización de la Matrícula

La detección de matrículas (LPD) es una tecnología que permite analizar una imagen digital para descubrir la localización de la matrícula vehicular (Xiang y col., 2019), que consta de tres partes principales, preprocesamiento, implementación y entrenamiento. El preprocesamiento, según Rivera & Buri (2012) consiste en un conjunto de técnicas que se aplican en la imagen para lograr facilitar la búsqueda de información en ella, esta búsqueda es realizada mediante diferentes tipos de algoritmos, entre los cuales destacan las redes neuronales; Una red neuronal artificial (RNA) es un sistema de procesamiento en paralelo inspirado en el comportamiento de las redes neuronales presentes en el cerebro humano, estas consisten en una red de elementos de procesamiento no lineal organizado en capas y ejecutado en paralelo. Es decir, los elementos no lineales de procesamiento son los nodos o neuronas y la conexión entre estos es la red, sinapsis o pesos (Van Gerven, 2017), un tipo de red neuronal muy destacado por su avance en

el reconocimiento de objetos y patrones son las redes neuronales convolucionales (CNN) (W. Liu y col., 2019), que según (Mahmood y col., 2017) es una RNA que es utilizada para análisis de imágenes mediante aprendizaje de representaciones abstractas incluidas por el programador y que permiten el análisis de texturas, permitiendo encontrar patrones en toda la imagen de entrada. Una representación básica de esta se puede ver en la Figura 1, la localización de estos patrones en la imagen de entrada permite encontrar el área de interés (ROI), estas son muestras en el interior de la imagen digital que cumplen con las características particulares que se establecieron anteriormente (Brinkmann, 2008).

ARQUITECTURA DE UNA CNN

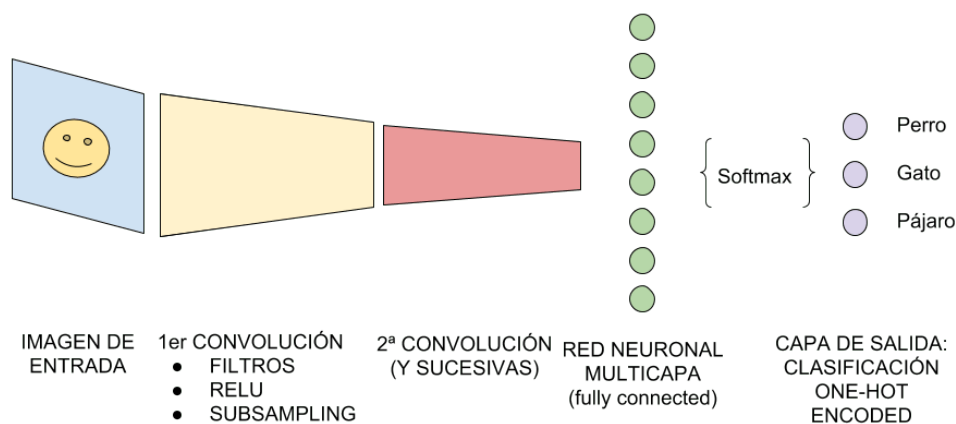


Figura 1: Arquitectura comúnmente usada para una CNN compuesta de n convoluciones con una serie de filtros conectadas a una red neuronal multicapa para finalizar con una salida filtrada. (Juan Bagnato, 2014).

Una de las redes neuronales más utilizadas es la conocida como YOLO ("You Only Look Once"), esta es un enfoque de una red neuronal basada en un aprendizaje profundo (varias capas de neuronas) con algoritmos basados en regresión que en lugar de calcular selecciones ROI predecirá cuadros delimitadores asociado a un valor de probabilidad de pertenecer a una clase para toda la imagen, para luego realizar procesos de supresión no máxima que eliminará los cuadros delimitadores no deseados quedándose solo con los de mayor probabilidad (Redmon y col., 2016).

En su versión actual (YOLOv4) esta red neuronal consta de tres partes principales: Cabeza, la cual es un detector de objetos que permite extraer regiones donde los objetos pueden estar presentes sin decir a que clase pertenecen, la siguiente parte es el cuello, que es un conjunto de herramientas que permite agregar características y finalmente la columna vertebral que corresponde a la arquitectura de aprendizaje profundo a partir del que se extraen las características como modelos de clasificación (Bochkovski y col.,

2020).

Uno de los extractores de características más utilizados es CSPDarkNet53, que es una red neuronal convolucional que particiona el mapa de entidades de acuerdo con una imagen de entrada que la divide en cuadrículas. (Tan y col., 2021).

Las herramientas para agregar características más comunes para YOLOv4 es la SPP+PANet que es un procedimiento que se incorpora para mejorar el proceso de segmentación de instancias mediante la preservación de la información espacial mediante la construcción de pirámides de características (Tan y col., 2021).

Finalmente, la arquitectura de aprendizaje profundo más usada es la utilizada en YOLOv3 que es un sistema de 3 cabezales de predicción en procesamiento paralelo que realizan el proceso a una imagen cada una con una compresión espacial diferente (Redmon & Farhadi, 2018).

Uno de los algoritmos complementarios más utilizados en YOLOv4 es el algoritmo de seguimiento de múltiples objetos definido por (Parico & Ahamed, 2021) como un método de seguimiento basado en las detecciones realizadas, uno de los más destacados es el sistema Deep SORT que se basa en una red neuronal Faster R-CNN y el uso de un filtro Kalman apoyado de un algoritmo de coincidencia húngaro (Parico & Ahamed, 2021).

5.1.3 Segmentación de Caracteres

La selección de un ROI permite ejecutar sobre él las técnicas de individualización de caracteres, que son una serie de técnicas de reconocimiento de patrones y extracción que, mediante información de color y posición logra diferenciar y segmentar cada uno de los caracteres presentes y desechar información sobrante (Al-Shemarry y col., 2018), la individualización está conformada por una serie de algoritmos de aprendizaje que varían según las necesidades de detección, entre los más importantes están las redes neuronales entrenadas para tal fin.

5.1.4 Reconocimiento de caracteres

El reconocimiento de caracteres está conformado por una serie de clasificadores de caracteres, estos en esencia son algoritmos de reconocimiento que clasifican la información presentada en una serie de categorías pre-establecidas, uno de los más usados son las máquinas de soporte vectoriales (SVM), estas son ampliamente utilizadas en el área de clasificación y pueden definirse como una técnica de aprendizaje y clasificación supervisada que representa a los puntos de muestra en el espacio, es decir, se construye un modelo de predicción de clases para una serie de nuevas muestras (Betancourt, 2005),

que funcionan mediante la construcción de dos clases distintas, separándolas mediante un hiperplano con la ayuda de dos vector de soporte paralelos a este como se puede ver en la [Figura 2](#), las nuevas muestras se clasifican según los lugares que ocupan respecto a las clases establecidas. Uno de los métodos más utilizados para la segmentación y reconocimiento de caracteres es el motor Tesseract OCR, según (Smith, 2007) este es un motor de reconocimiento de caracteres desarrollado entre 1984 y 1994 por IBM, actualmente trabaja en su versión 4 añade el motor de OCR basado Long short term memory (LSTM), una arquitectura de red neuronal.

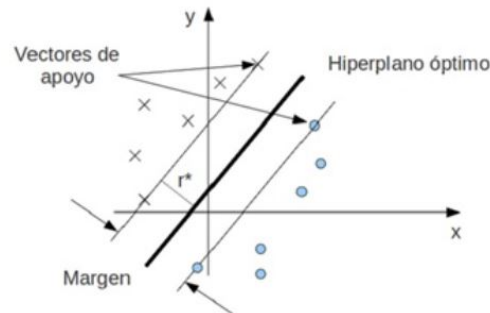


Figura 2: Hiperplano de separación de clases (Rodríguez Vázquez & Martínez Borges, 2015).

5.1.5 Hardware

El software visto anteriormente debe estar soportado en un hardware que le permita obtener la información de entrada de una manera autónoma y eficiente, esta tecnología está conformada principalmente por tres partes principales, El vehículo aéreo no tripulado (UAV), La cámara Digital y el Ordenador de placa única.

5.1.6 Vehículo aéreo no tripulado

Un UAV se define como una aeronave con la capacidad de ser manejado remotamente y sin la presencia de ningún piloto a bordo, está compuesto principalmente por una configuración para la mecánica de vuelo, un módulo de comunicación, un chip de cálculo y un espacio de carga extra (Y. Liu y col., 2020), esto permite clasificarlos por su estructura básica como se puede observar en la [Tabla 1](#)

Tabla 1: Tipos de UAV determinados por su estructura básica

Drones	Principales características
Ala fija	larga resistencia llegando hasta las 24 horas para UAV comerciales y velocidad de vuelo rápida.
Híbrido de ala fija	capacidad de desplazarse verticalmente, despegar y aterrizar (VTOL) y vuelo de larga duración.
Rotor	VTOL, vuelo estacionario y una duración de vuelo que puede llegar a los 45 minutos.

5.1.7 Cámara digital

Una cámara digital es un dispositivo que capta y almacena fotografías en formatos estandarizados para la computadora u otros dispositivos (Kelby, 2012), estas se componen de forma general de: un sensor de imagen, que es un semiconductor de silicio que capta los fotones los cuales desprenden electrones dentro del sensor de imagen y se transforman en una serie de valores números que conforman un píxel (Fude, 2020), este es sumamente importante para la calidad de la imagen; Una pantalla LCD, que es una pequeña pantalla que se localiza en la parte posterior de la cámara y permite observar el área a tomar (Fude, 2020); tarjeta de memoria que es el dispositivo que permite almacenar los datos de la imagen; un exposímetro que permite medir la cantidad de luz que entra al lente para ajustar algunos valores en el software y hardware que permitan una correcta iluminación; El software interno, que es programa informático interno que proporciona el fabricante y que permite el funcionamiento de todo el dispositivo así como los parámetros de una cámara, como el tipo, la resolución, la luz, la velocidad de obturación entre otros (Fude, 2020) estas partes se pueden ver en la [Figura 3](#).

Entre los valores más importantes de regulación de las cámaras digitales podemos destacar el diafragma (F), que es un pequeño dispositivo que regula la entrada de luz hacia el exposímetro indicando si esta es adecuada o no, este valor suele partir de $f/2$ y cuanto más pequeño sea f menor será entrada de luz.

El exposímetro es un dispositivo que permite interpretar la luz que llega a la cámara midiéndola y clasificándola mediante un histograma de frecuencias.

El obturador (v) es el dispositivo que controla la velocidad de disparo o el tiempo el cual llega luz al dispositivo, se suele medir en segundos, finalmente el valor ISO es la sensibilidad al momento de captar la luz en el sensor a mayor número ISO mayor capacidad para captar luz sin embargo este valor también aumentará el ruido presente en la fotografía (Hedgecoe, 1992).



Figura 3: características de una cámara Digital (Google Imágenes)

5.1.8 Teleobjetivo

Un teleobjetivo es un objeto cuya aplicación es para tomar fotografías de objetos lejanos ya que su distancia focal es mayor a la presente en la cámara pero reduce sensiblemente el ángulo de visión (Hedgecoe, 1992).

5.1.9 Ordenador de placa única

Un ordenador de placa única (SBC) es una placa que contiene todos o la mayor parte de los componentes que hacen que un ordenador funcione, entre las principales características de estos se tiene que son de reducidas dimensiones, su poco peso y su bajo consumo energético respecto a placas más grandes. Entre las SBC más comunes tenemos la Raspberry Pi, BeagleBone Black, PcDuino y Pandaboard (Joaquin Cobo, 2020).

5.2 MARCO TEÓRICO

A continuación se mostrarán cada uno de los modelos teóricos que se utilizarán en este documento, estos están basados en estudios de diferentes autores que se adaptan a los objetivos planteados. Entre estos tenemos:

5.2.1 Captura de imágenes

5.2.1.1 Groud Sample Distance (GSD)

Usada por (Peng y col., 2019) para realizar una adecuada captura de imágenes en UAV de acuerdo con las áreas de interés y obtener la distancia entre dos centros de píxeles consecutivos medidos sobre el terreno, se utiliza el Groud Sample Distance (GSD) por sus siglas en inglés que se calcula con la siguiente ecuación.

$$\text{GSD} = \frac{\text{AGL}}{F} \mu \quad (1)$$

Donde:

Above Ground Level (AGL): Altura por encima del nivel del suelo.

F: Distancia focal de la cámara.

μ : Tamaño del píxel en mm

5.2.1.2 Modelo geométrico de la cámara

Según (Sánchez Martín y col., 2004) la calibración de la cámara depende de los valores propios de esta y de sus lentes, la calibración de la cámara depende del modelo geométrico de esta, es decir la transformación de un objeto 3D en uno 2D mediante las leyes de la proyección relacionando linealmente las coordenadas (x,y,z) en un plano bidimensional (x,y) desde la notación matricial como.

$$P = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{f} & 1 \end{pmatrix} \quad (2)$$

Donde:

P: Matriz de transformación respectiva.

f: Teórico origen del foco principal.

El modelo de la distorsión de los lentes afectan la precisión de la transformación, desplazando los puntos de la imagen a partir del centro, en la practica para las cámaras digitales la única distorsión que afecta verdaderamente es la la radial y es corregida mediante la siguiente fórmula (Sánchez Martín y col., 2004).

$$X_c = x + dr_x + dp_x \quad Y_c = y + dr_y + dp_y \quad (3)$$

Donde:

X,Y: Coordenadas correspondientes al punto.

dr_x, dr_y : Componentes del valor de distorsión .

dp_x, dp_y : Distorsión descentrado despreciable.

Para la distorsión radial se utiliza la siguiente fórmula.

$$dr = K_1 r^3 + K_2 r^5 \quad (4)$$

Donde:

r: Radio desde el punto al punto principal.

K: Valores del modelo gaussiano.

5.2.1.3 Condiciones de las tomas áreas

Según (Hedgecoe, 1992) las condiciones para la toma de fotos depende de gran medida de las condiciones de luz presentes en la escena, este se mide mediante un exposímetro que viene incluido en las cámaras digitales y cuyos valores permiten ajustar los valores de diafragma (F) obturador y el valor de sensibilidad del sensor (ISO), como regla general se usa el siguiente algoritmo.

-Medición de las condiciones de luz de la escena con el exposímetro.

-En caso de estar subexpuesta cuanto mayor sea F (F/22), menor luz entra, por lo que se debe disminuir la velocidad.

- En caso de estar sobrepuesta cuanto menor sea F (F2.8), mayor cantidad de luz entra, y se debe aumentar la velocidad.

-En caso de necesitar velocidad en caso de tomas en movimiento, aumentar el ISO.

5.2.2 Preprocesamiento

5.2.2.1 Eliminación de ruido

La eliminación de ruido es un proceso que aborda (Totsuka y col., 2019) mediante el uso de un filtro de media no local por un promedio de pesos de acuerdo a una ponderación basada en similitud de los píxeles mas cercanos, todo esto mediante la ecuación:

$$V(\vec{r}) = \sum_{\vec{s} \in I} w(\vec{r}, \vec{s}) u(\vec{s}) \quad (5)$$

Donde:

$\vec{r}, \vec{s}$: Vectores de posición.

$u(\vec{s})$: Datos antes del filtrado.

$w(\vec{r}, \vec{s})$: Pesos basados en similitud

I: Imagen original.

Los datos de pesos basados en similitud se obtienen mediante la siguiente ecuación:

$$w(\vec{r}, \vec{r}) = \frac{1}{Z(\vec{r})} \exp \left(\frac{\|\vec{N}(\vec{r}) - \vec{N}(\vec{s})\|^2}{\sigma^2} \right) \quad (6)$$

de esto se obtiene

$$Z(\vec{r}) = \sum_{\vec{s} \in I} \exp \left(\frac{\|\vec{N}(\vec{r}) - \vec{N}(\vec{s})\|^2}{\sigma^2} \right) \quad (7)$$

Donde:

$\vec{N}(\vec{r})$: Vector en el que los píxeles de $\vec{r}$ están organizados.

$\vec{N}(\vec{r}) - \vec{N}(\vec{s})$: Distancia euclidiana de los vectores de píxeles circundante.

σ : Parte de la función gaussiana exp.

$Z(\vec{r})$: Suma de pesos usados en la normalización.

5.2.2.2 Escala de grises

Según (Gonzalez & Wintz, 1987) el proceso para realizar gran cantidad de filtrados adecuadamente requiere de una conversión adecuada a escala de grises, mediante una simple media ponderada de cada uno de los canales (RGB) y sobre cada píxel mediante la ecuación usada por Sobrado (2003).

$$Y = R * 0,3 + G * 0,5 + B * 0,11 \quad (8)$$

5.2.2.3 Mejora mediante métodos de dominio espacial

Este pre-procesamiento consta de procedimientos que operan directamente sobre los píxeles sobre el rango de los niveles de grises según (Gonzalez & Wintz, 1987) mediante la siguiente fórmula.

$$g(x, y) = T(f(x, y)) \quad (9)$$

Donde:

$f(x, y)$: Es la imagen de entrada

$g(x, y)$: Es la imagen procesada.

T : Operador definido en alguna vecindad en algún punto (x, y)

La manera de aplicar el operador T es mediante la utilización de máscaras como se puede ver en la siguiente ecuación.

$$\begin{bmatrix} (x-1, y-1) & (x, y-1) & (x+1, y-1) \\ (x-1, y) & (x, y) & (x+1, y) \\ (x-1, y+1) & (x, y+1) & (x+1, y+1) \end{bmatrix} \quad (10)$$

La imagen resultante $g(x,y)$ se obtiene.

$$\begin{aligned} g(x,y) = T(f(x,y)) = & w_1 f(x-1, y-1) + w_2 f(x, y-1) + w_3 f(x+1, y-1) \\ & + w_4 f(x-1, y) + w_5 f(x, y) + w_6 f(x+1, y) \\ & + w_7 f(x-1, y+1) + w_8 f(x, y+1) + w_9 f(x+1, y+1) \end{aligned} \quad (11)$$

5.2.2.4 Mejora mediante Histograma

Usada por (Gonzalez & Wintz, 1987) la mejora mediante la modificación de su histograma controlando la función de densidad de probabilidad de sus niveles de gris y está dada por la siguiente ecuación:

$$s = T(r) \quad (12)$$

Donde:

r: Niveles de gris de la imagen a mejorar.

T: Transformación aplicada a la imagen.

s: Valor por cada nivel de r.

Los niveles de grises transformados de la imagen a mejorar vienen dados por la ecuación:

$$P_s(s) = |p_r(r) \frac{dr}{ds}|_{r=T^{-1}(s)} \quad (13)$$

Donde:

P_r, P_s = Función de densidad de probabilidad.

la transformación T se define como:

$$s = T(r) = \int_0^r p_r(w) \cdot dw \quad (14)$$

Donde:

w: Índice mudo de integración.

Finalmente las funciones de densidad de probabilidad.

$$p_r(r_k) = \frac{n_k}{n} \quad (15)$$

Donde:

$p_r(r_k)$: Probabilidad del K-ésimo nivel de gris.

n_k : Veces que el nivel k-ésimo aparece en la imagen.

n : Número total de puntos.

$$p_r(r_k) = \frac{n_k}{n} \quad (16)$$

5.2.2.5 Contrastado de imágenes

Este pre-procesamiento es sumamente útil para el resalte de bordes de una imagen y se define como la la magnitud del gradiente de una imagen en un vector de dos dimensiones se presenta a continuación según lo trabajado por (Gonzalez & Wintz, 1987).

$$G(f(x,y)) = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (17)$$

Donde:

$f(x,y)$: Imagen como vector coordenado x,y .

G_x^2 : Gradiente en el punto x .

G_y^2 : Gradiente en el punto y .

Para el procesamiento en imágenes digitales se usan las derivadas que son aproximaciones por diferencias, esto es llamado operador de Roberts.

$$G(f(x,y)) = |f(x,y) - f(x+1,y+1)| + |f(x+1,y) - f(x,y+1)| \quad (18)$$

5.2.2.6 Binarización de las imágenes

Según (Sauvola & Pietikäinen, 2000) la binarización de imágenes se realiza mediante la siguiente fórmula.

$$T(x,y) = m(x,y) * \left(1 + k \left(\frac{s(x,y)}{R} - 1 \right) \right) \quad (19)$$

Donde:

$m(x,y)$ y $s(x,y)$: fórmula de Niblack's

R : Rango dinámico de la desviación estándar

k : Parámetro constante de valores positivos

La fórmula de Niblack consta de la variación del umbral sobre la imagen basándose en una media local y en una desviación estándar calculadas para una pequeña región cercana a cada píxel, todo esto mediante la siguiente fórmula.

$$T = m + k * s \quad (20)$$

Donde:

m: Media local sobre la imagen.

s: Desviación estándar local.

k: Parámetro definido por el usuario con valor negativo.

5.2.2.7 Operaciones morfológicas

Según (Tello, 2006) estas usan una imagen binaria para un procesado de formas que lleva a simplificar los datos de una imagen, preservar las características principales y limpiar de ruido, esto lleva al mejoramiento de bordes facilitando la segmentación y extracción de rasgos. Para empezar se presenta el operador de dilatación que adiciona píxeles a los límites del objeto de la imagen binaria mediante la ampliación de los valores negativos a su vez que contrae los picos positivos como se puede ver en la siguiente ecuación (Sobrado, 2003).

$$A \oplus B = \left(\frac{x}{(B)_x} \cap A \neq \varphi \right) \quad (21)$$

Donde:

$A \oplus B$: Conjunto de los números enteros.

φ : Conjunto vacío.

A: Imagen.

B: Máscara de convolución.

El operador de erosión elimina el ruido mediante una ampliación de los valores negativos a la vez que realiza una contracción de los valores picos positivos, en pocas palabras se pone 0 a los píxeles vecinos del objeto.

$$A \ominus B = \left(\frac{x}{(B)_x} \subseteq A \right) \quad (22)$$

Donde:

$A \ominus B$: Operador de erosión.

A: Imagen.

B: Máscara de convolución.

el operador de erosión A por B es el conjunto de todos los puntos x tal que B, trasladado por x, está contenido en A.

El concepto de apertura según (Tello, 2006) se define como la aplicación del operador de erosión seguido por el de dilatación, suavizando los contornos de los objetos, eliminando las protuberancias finas y separando algunas formas que se encontraban unidas a otras por su cercanía, lo anterior mediante la siguiente fórmula (Aguilar Carrera, 1995).

$$A \circ B = \{x \in (E)^N \mid \exists y, x \in B_y \subseteq A\} \quad (23)$$

Donde:

A: Imagen.

B: Máscara de convolución.

Finalmente se tiene el operador de clausura que según (Tello, 2006) realiza primero la dilatación y finalmente la erosión, logrando obtener contornos suavizados, eliminar pequeños agujeros y completar algunas brechas entre los contornos, este se puede realizar mediante la siguiente fórmula (Aguilar Carrera, 1995).

$$A \bullet k = (b \oplus k) \ominus k \quad (24)$$

Donde:

A: Imagen.

K: Elemento estructural.

5.2.2.8 Etiquetado y conteo de objetos

Con el motivo de realizar un mejor análisis la etapa de descripción sobre imágenes binarias (Sobrado, 2003) usa una de las operaciones más comunes en el campo de la visión, la técnica de Etiquetado y conteo de objetos en esta se procede a encontrar cada una de las componentes de la imagen mediante una definición de conectividad por vecindades como se puede ver en la siguientes ecuaciones (Franco, 2004):

La definición general de vecindad en un píxel basado en las matriz que conforma una imagen se expresa de la siguiente manera.

$$V_p = \{p : p \in M_{kl}; M_{kl} \subset i_{mn}\} \quad (25)$$

Donde:

V_p : Vecindad de píxel.

i_{mn} : Matriz de la imagen.

M_{kl} : Submatriz de tamaño k,l

p: Píxel analizado

las coordenadas de las vecindades de un píxel (x,y) con 4 vecindades horizontales y verticales están dadas por:

$$N_4(p) = (X + 1, y), (X - 1, y), (X, y + 1), (X, y - 1) \quad (26)$$

Donde:

$N_4(p)$: Píxel con vecindad 4 vertical y horizontal.

X,y: posiciones de los elementos.

De una manera similar las vecindades diagonales.

$$N_D(p) = (X + 1, y + 1), (X + 1, y - 1), (X - 1, y + 1), (X - 1, y - 1) \quad (27)$$

Donde:

$N_D(p)$: Píxel con vecindades diagonales.

X,y: posiciones de los elementos.

Entre los tipos de conectividad existentes la conectividad 8 está compuesta por dos píxeles p y q con valor $V=1$ y conectados si q pertenece a $N_8(p)$, siendo la trayectoria de una conectividad definida por la siguiente ecuación:

$$(x_0, y_0), (x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n) \quad (28)$$

Donde:

(x,y): Coordenadas de la trayectoria de un píxel p.

5.2.2.9 Filtro de tamaño

(Sobrado, 2003) utiliza el filtro de tamaño para eliminar el ruido aún presente en la umbralización de la imagen binaria y que otros filtros no han podido eliminar además de reducir el numero de objetos de cierto tamaño que no se quieren tener en cuenta, esto mediante la mezcla de la operación de dilatación con una matriz de tamaño T medido en píxeles cuya área sea conocida como objeto de no interés.

5.2.2.10 Detección de contornos

Según (Franco, 2004) la detección de contornos se realiza mediante la detección de las variaciones locales en la intensidad de la imagen por medio de técnicas de diferenciación de imágenes, viendo esta como una función $f(x,y)$ y usando la medida del gradiente de f de la siguiente manera.

$$\theta_g = \tan^{-1} \left(\frac{f_y}{f_x} \right) \left(\frac{\delta f}{\delta r} \right)_{\max} = \sqrt{f_x^2 + f_{xy}^2} \quad (29)$$

Donde:

θ_g): Dirección del contorno.

$f(x,y)$: Imagen como función coordenada de dos puntos.

5.2.3 Orientación con Scale-invariant feature transform (SIFT)

Utilizada por (Umamaheswaran y col., 2019) la transformación de características invariantes es utilizada para localizar en una imagen puntos de interés, estos son usados de igual manera para obtener puntos de correspondencia esto debido a su invariabilidad a rotaciones y escalas.

5.2.3.1 Detección de extremos

Para la detección de extremos se realiza una búsqueda para localizar los candidatos a keypoints mediante la función Espacio de Escala.

$$L(x, y, \Theta) = G(x, y, \Theta) * I(x, y) \quad (30)$$

Donde:

$G(x,y,\Theta)$: Escala variable gaussiana.

$I(x,y)$: Imagen de entrada.

Θ : Parámetro de filtrado variable constante

5.2.3.2 Localización de los Keypoints

La localización de los Keypoints en el espacio de escala se hace mediante la la función Difference-of-Gaussian (DoG)

$$D(x, y, \Theta) = (G(x, y, k\Theta) - G(x, y, \Theta)) * I(x, y) = L(x, y, k\Theta) - L(x, y, \Theta) \quad (31)$$

Donde:

k : Es la constante correspondiente al múltiplo de las escalas

5.2.3.3 Asignación de la orientación

Se calcula las orientaciones de cada uno de los keypoints con las siguientes ecuaciones

$$(x, y) = \sqrt{((L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2)} \quad (32)$$

Donde:

L: Es el módulo calculado con la diferencia de píxeles

$$\phi(x, y) = \text{Arcotan} \left(\frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)} \right) \quad (33)$$

Donde:

ϕ : Es la inclinación calculada con la diferencia de píxeles

5.2.4 Redes neuronales

Las redes neuronales como modelo de redes interconectadas en paralelo que imita el comportamiento de las redes neuronales biológicas, el modelo lineal simple donde la función de red es una combinación lineal de los atributos de entrada y pesos se puede definir como. (Aguilera, 2010)

$$y = w_0 + w_1x_1 + \dots + w_nx_n \quad (34)$$

Donde:

x_n : Valores de entrada.

w_0 : Valor de los pesos.

5.2.4.1 Red Neuronal Multi-capa (MLP)

Usadas principalmente para realizar segmentación de imágenes, tareas de clasificación y OCR las MLP consisten en calcular para cada neurona como una combinación lineal del vector resultado de la capa anterior (Vélez y col., 2009) esto puede verse mediante el siguiente vector.

$$(p_1t_1, \dots, p_qt_q) \quad (35)$$

Donde:

p: Vector de entrada.

t: el valor objetivo.

el comportamiento de esta red se puede establecer como el conjunto de pares ordenados de entrada y valor objetivo con estos valores se puede calcular la diferencia para hallar el error de la siguiente manera.

$$e = t - a \quad (36)$$

Donde:

e: Error de la red.

t: el valor objetivo.

a: el valor obtenido.

5.2.4.2 Aprendizaje por Backpropagation

Este algoritmo es tratado a fondo por (Rojas, 1996) para el reajuste de pesos buscando el mínimo de la función de error y mejorando así el aprendizaje de la red mediante las siguientes ecuaciones.

Se inicia con un vector de entrada que corresponde a un patrón de entrenamiento como se puede ver en la siguiente ecuación.

$$x_p = [x_{p1}, x_{p2} \dots x_{pn}]^T \quad (37)$$

Donde:

x_{pn} : Valor de entrada para una posición n.

El anterior patrón de entrenamiento se propaga a través de las conexiones existentes en las neuronas de las siguientes capas produciendo un valor de entrada de la siguiente manera.

$$n_j^0 = \sum_{i=1}^q (w_{ij}^{(0)} * p_i) + b_j^0 \quad (38)$$

Donde:

$w_{ij}^{(0)}$: Peso que une la componente i de la entrada con la neurona j de la capa oculta.

p_i : Componente i del vector p que contiene el patrón de entrenamiento de q componentes.

b_j^0 : Ganancia de la neurona j de la capa oculta.

Cada una de las neuronas tiene una salida a_j^0 dada por:

$$a_j^0 = f^0 \sum_{i=1}^q (w_{ij}^{(0)} * p_i) + b_j^0 \quad (39)$$

Donde:

f^0 : Función de transferencia de las neuronas de la capa oculta.

Las salidas de cada neurona son las entradas a los pesos de conexión de las capas de salida como se puede ver en la siguiente ecuación.

$$n_k^s = \sum_{j=1}^m (w_{kj}^{(s)} * a_j^0) + b_k^s \quad (40)$$

Donde:

w_{kj}^s : Peso que une la neurona j de la capa oculta con la neurona k de la capa de salida, la cual cuenta con l neuronas.

a_j^0 : Salida de la neurona j de la capa oculta, la cual cuenta con m neuronas.

b_k^s : Ganancia de la neurona k de la capa de salida.

n_k^s : Entrada neta a la neurona k de la capa de salida.

Finalmente se produce una salida de la forma.

$$a_k^s = f^s(n_k^s) \quad (41)$$

Donde:

f^s : Función de transferencia de las neuronas de la capa de salida.

La salida obtenida se compara con la salida deseada para calcular el error en cada unidad de la siguiente manera.

$$\delta_k = (t_k - a_k^s) \quad (42)$$

Donde:

t_k : Salida deseada.

a_k^s : Salida obtenida

El error propagado a cada patrón se encuentra de la siguiente manera.

$$ep^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l (\delta_k^2) \quad (43)$$

Donde:

ep^2 : Error medio cuadrático.

δ_k^2 : Error en la neurona k de la capa de salida con l neuronas.

Este proceso se repite para todos los procesos de entrenamiento actualizando cada vez los pesos de la red y sus ganancias minimizando el error medio cuadrático total como se puede ver en la siguiente ecuación.

$$e^2 = \sum_{p=1}^r (ep^2) \quad (44)$$

Donde:

ep^2 : Error total en el proceso de aprendizaje en una iteración después de haber presentado a la red los r patrones de entrenamiento.

Según (Garrido Satué, 2013) una vez entrenada la red, su funcionamiento para cada neurona se calcula de la siguiente manera.

$$a_j^l = \sum_{i=1}^{n_l} w_{ij}^{(l)} x_i^{l-1} + b_j^l \quad (45)$$

Donde:

a_j^l : Vector de características.

x_i^{l-1} : Vector resultado de la capa l.

$w_{ij}^{(l)}$ y b_j^l : Pesos de la capa l y términos independientes.

5.2.4.3 Funciones de activación

Según (Rojas, 1996) debido al que el algoritmo de backpropagation busca el error de la función usando un método de descenso del gradiente, se debe garantizar la continuidad y diferenciabilidad de la función de error usando de la misma manera una función de activación continua y diferenciable, entre las más importantes se tiene la función sigmoideal que se define de la siguiente manera.

$$s_c(x) = \frac{1}{1 + e^{c-x}} \quad (46)$$

Donde:

c: Constante arbitraria.

x: Vector de entrada.

Sigmoide simétrica o tangente hiperbólica $S(x)$ es una alternativa a la sigmoideal con algunas ventajas para el aprendizaje y puede ver en la siguiente ecuación

$$S(x) = 2s(x) - 1 = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^x} \quad (47)$$

Donde:

x : Vector de entrada.

La función de activación softmax se basa en la función sigmoidea extendida para tener una mayor cantidad de clases k asegurando que todos los valores estén entre 0 y 1 y que su suma sea 1 como se puede ver en la siguiente ecuación (Casas Martinez, 2017).

$$h_{\theta}(x) = \begin{pmatrix} p(y = 1 \mid x; \theta) \\ p(y = 2 \mid x; \theta) \\ \vdots \\ p(y = k \mid x; \theta) \end{pmatrix} = \frac{1}{\sum_{j=1}^k \exp(\theta^{(j)t}x)} \begin{pmatrix} \exp(\theta^{(1)t}x) \\ \exp(\theta^{(2)t}x) \\ \vdots \\ \exp(\theta^{(k)t}x) \end{pmatrix} \quad (48)$$

Donde:

$\frac{1}{\sum_{j=1}^k \exp(\theta^{(j)t}x)}$: Normalización de la distribución para que sus valores sean 1.

θ^k : Parámetros del modelo.

$p(y = k|x)$: Probabilidad para cada clase.

Finalmente para todos los anteriores clasificadores la función de costo se calcula de la siguiente manera.

$$J(\theta) = - \left[\sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^k 1 * (y^i = k) \log \frac{\exp(\theta^{k^t})x^i}{\sum_{j=1}^k \exp(\theta^{j^t})x^i} \right] \quad (49)$$

Donde:

1 : Constante indicativa de condición verdadera o falsa.

5.2.4.4 YOLOv4

Según (Bochkovskiy y col., 2020) YOLOv4 actúa de manera similar a como funciona una red neuronal tradicional según la Ecuación 35, sin embargo este detector funciona de manera general mediante la siguiente arquitectura.

$$\text{Arquitectura} = \text{input} + \text{Columna} + \text{Cuello} + \text{Cabeza} : \quad (50)$$

Donde:

Input: Vector de entrada Columna: Detector CSPDarkNet53. Cuello: Agregador de características. Cabeza: Cabeza de la arquitectura de aprendizaje.

En su estructura se encuentra el detector CSPDarkNet53 que está formado por 53 capas convolucionales para dividir la imagen de entrada de un tamaño de 416 x 416 en cuadrículas de en 208 x 208, 104 x 104, 52 x 52, 26 x 26 y 13 x 13 (Tan y col., 2021).

El procedimiento de agregación de características utiliza SPP+PANet agrega convencionalmente las capas vecinas para hacer predicciones de máscaras utilizando la agrupación de características adaptativas (Tan y col., 2021).

Finalmente la cabeza de la arquitectura de aprendizaje profundo usada por YOLOv3 consta de detecciones en paralelo a 3 escalas diferentes (19x19), (38x38), (76x76) usando 9 clusters (10x13), (16x30), (33x23), (30x61), (62x45), (59x119), (116x90), (156x198), (373x326) (Redmon y col., 2016).

5.2.5 Validación de los resultados

Entre las muchas herramientas para la evaluación de desempeños de los modelos de clasificación la matriz de confusión es una de las mas importantes, obteniendo de ella cuatro valores: Verdaderos positivos, Verdaderos negativos, Falsos positivo y Falso Negativo y se expresa de la siguiente manera. (François Mas y col., 2003)

$$\begin{pmatrix} \text{Referencia} & 1 & 2 & \dots & q & \text{Total} \\ 1 & p_{11} & p_{12} & \dots & p_{1q} & p_{1+} \\ 2 & p_{21} & p_{22} & \dots & p_{2q} & p_{2+} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ q & p_{q1} & p_{q2} & \dots & p_{qq} & p_{q+} \\ \text{total} & p_{+1} & p_{+2} & \dots & p_{+q} & \end{pmatrix} \quad (51)$$

Donde:

q: Columna clases. p: Fila clases.

De esta manera se puede calcular la exactitud como.

$$\frac{(VP + VN)}{(VP + FP + FN + VN)} \quad (52)$$

Donde:

VP: Verdadero positivo.

VN: Verdadero Negativo.

FP: Falso positivo.
FN: Falso negativo.

La Precisión se define como.

$$\frac{VP}{(VP + FP)} \quad (53)$$

Donde:
VP: Verdadero positivo.
FP: Falso positivo.

La Sensibilidad o tasa de verdaderos positivos esta dada por:

$$\frac{VP}{(VP + FN)} \quad (54)$$

Donde:
VP: Verdadero positivo.
FN: Falso negativo.

La Especificidad o tasa de verdaderos negativos se calcula con:

$$\frac{VN}{(VN + FP)} \quad (55)$$

Donde:
VN: Verdadero Negativo.
FP: Falso positivo.

Cuantitativamente se realizan las siguientes mediciones. La tasa de falsos negativos:

$$\frac{FN}{(FN + VP)} \quad (56)$$

Donde:
VP: Verdadero positivo.
FN: Falso negativo.

La tasa de verdaderos positivos:

$$\frac{(VP)}{(VP + FN)} \quad (57)$$

Donde:

VP: Verdadero positivo.

FN: Falso negativo.

La tasa de verdaderos negativos:

$$\frac{(VN)}{(VN + FP)} \quad (58)$$

Donde:

VN: Verdadero Negativo.

FN: Falso negativo.

5.3 MARCO REFERENCIAL

La detección vehicular utiliza una serie de diversas tecnologías para ayudar a resolver el problema, esto se puede evidenciar mediante una gran cantidad de autores como (Gaszczak y col., 2011), que utiliza una metodología de detección vehicular, basada en la utilización de un conjunto combinado de clasificadores Haar en cascada con coincidencia de forma gaussiana multivariada y orientados, como se puede ver en la Figura 4a. La forma multivariada se realiza para una confirmación secundaria basada en imágenes térmicas, el entrenamiento de este clasificador se realiza por medio del algoritmo de aprendizaje automático AdaBoost, que realiza un entrenamiento con cientos de imágenes con objetivos positivos y negativos; El sistema utilizado fue un UAV de ala fija con un 1 metro de envergadura y un peso de 1.8 Kg, equipado con una cámara digital acoplada y un sensor térmico posicionados en un ángulo de 45° respecto a la horizontal en dirección del vuelo y a una altitud de 60 m sobre el suelo.

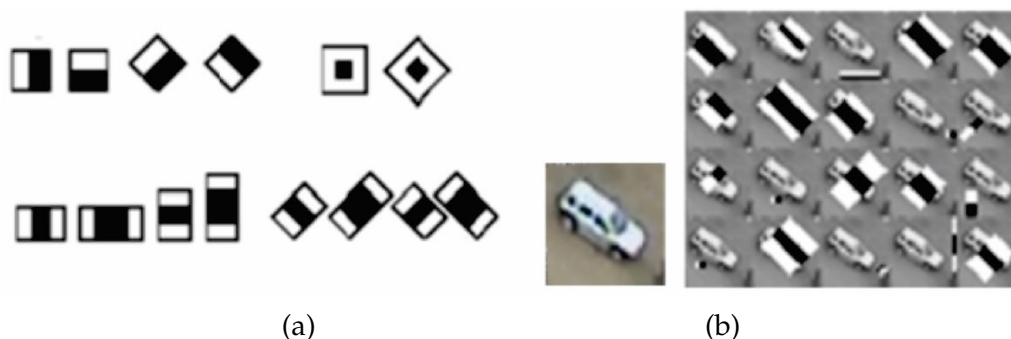


Figura 4: (a).Características de Haar identificadas como etapas dentro de clasificadores entrenados en cascada (b). Detección de vehículos (Gaszczak y col., 2011).

El enfoque de trabajo permite detectar los vehículos en tiempo real tanto estáticos como en movimiento en diferentes condiciones atmosféricas y exposiciones de rayos UV con una precisión que ronda el 80 %, sin embargo en la [Figura 4b](#) se observa que la detección vehicular no permite una toma de información referente a la matrícula vehicular, además esta metodología usa un sistema de comunicación vía radio para transmitir las imágenes a un equipo de cómputo que las procesa y aplica cada uno de los algoritmos presentados, lo que hace necesario equipo extra además la velocidad muestreo se limita a 1 fotograma por segundo.

Otro trabajo reciente relacionado con la detección de vehículos desde UAV ha sido tratado por (Y. Xu y col., [2016](#)) con una metodología que ajusta la orientación de la carretera para que esta quede de manera horizontal, para esto se transforma la imagen a escala de grises y se aplica el algoritmo LSD para detectar los bordes rectos de la imagen [Figura 5b](#), luego se calcula el histograma relativo para derivar el ángulo correspondiente a la máxima distribución como se muestra en la [Figura 5c](#), ya con la orientación corregida se aplica la estrategia de cambio de detector combinada de los algoritmos VJ y HOG + SVM, es decir una conmutación entre los algoritmos de detección; El sistema utilizado fue un quadcopter Phantom 2 con una cámara Gopro Hero Black Edition 3 montada sobre un gimbal de 3 ejes que elimina las fluctuaciones de vídeo y reduce el impacto de estos factores en el algoritmo, procedimiento que fue ejecutado en un lenovo ThinkPad T440P con un Intel i5-4300M @ 2.60 GHz y 8 GB de memoria DDR3.

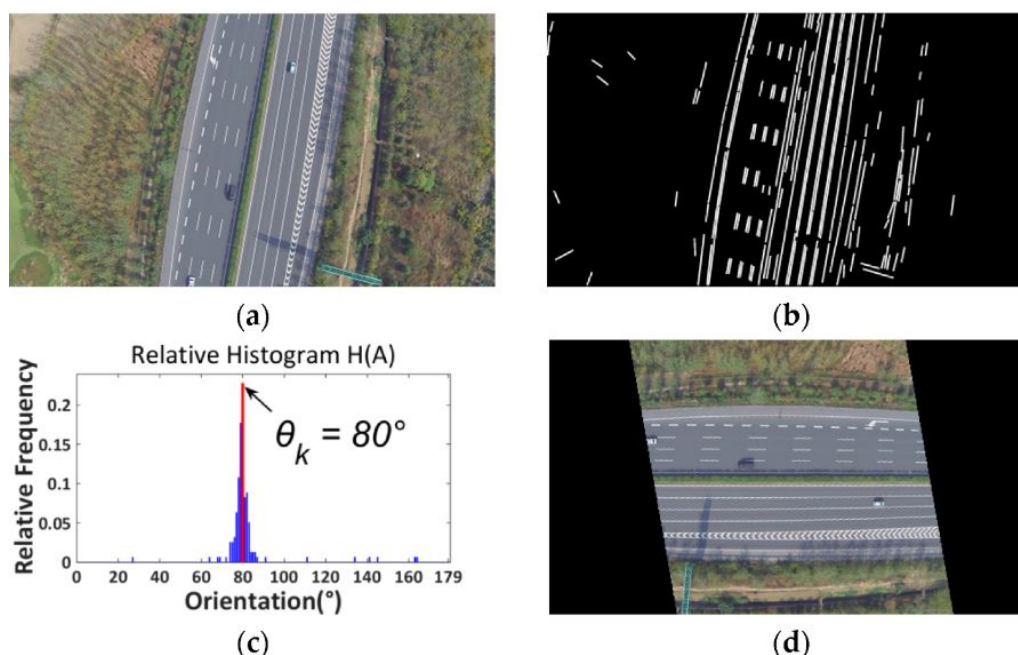


Figura 5: Algoritmo de orientación basado en 4 pasos principales, (a). Obtención de la imagen con el UAV, (b). Aplicación de la escala de grises y algoritmo LSD, (c). Localización de la máxima frecuencia y localización acorde a esta mediante la estimación del ángulo de rotación de la imagen por el filtrado de retardo de primer orden, (d). Reorganización de la imagen, este proceso solo se realiza una vez por cada inicio de toma de fotografías.(Y. Xu y col., 2016).

La aplicación de esta metodología logra un buen resultado con la ventaja de no ser vulnerable a los cambios de orientación de la imagen además que logra una mejora de calidad de un 82 % frente a algoritmos similares con una velocidad de detección de 1.17 cuadros por segundo (FPS) para aplicaciones en tiempo real.

(Tang y col., 2017) para realizar la detección rápida de vehículos mediante imágenes por UAV usa una metodología que consiste en la toma de un conjunto de datos de 5151 imágenes de entrenamiento y 1374 de prueba a partir de cuatro escenas simples, para la recolección de los datos de entrenamiento no solo se usó imágenes tomadas desde UAV, también fotogramas de vídeo obtenidos mediante el método de seguimiento CSK. Ya con las imágenes de entrenamiento se entrenó una red neuronal YOLOv2 con 19 capas convolucionales y 5 capas maxpooling (Figura 6a) con filtros de kernel 5x5 y 1x1, esta última con la finalidad de generar coordenadas y puntuaciones de similitud. El entrenamiento se hace dividiendo la imagen de entrada en una cuadrícula de 13x13 y definiendo la existencia o no de un objeto en este, para luego establecer puntos de confianza de color amarillo (Figura 6b), si este tiene un valor superior a 0.7 se considera como positivo; todos los algoritmos fueron ejecutados en una PC con Intel Core i7, GPU NVIDIA GTX-1060 y 16 GB de RAM.

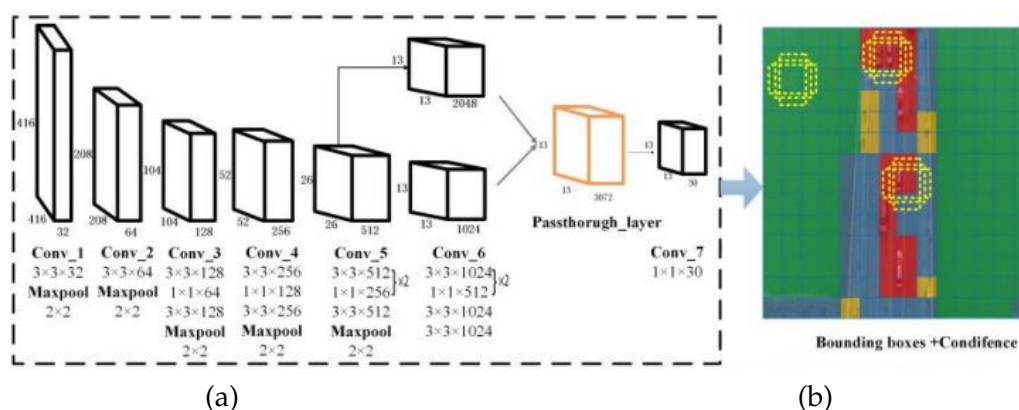


Figura 6: (a).Descripción de la estructura de la red neuronal utilizada con con 19 capas convolucionales y 5 capas de maxpooling, (b). Entrenamiento con las cuadrículas de 13x13 y definiendo la existencia de un objeto junto con el valor de confianza. (Tang y col., 2017).

De esta misma manera se evaluaron 3 métodos diferentes, el SSD, el YOLO y el YOLOv2 encontrando los siguientes resultados.

Tabla 2: Funcionamiento de los métodos encontrados

Funcionamiento de métodos		
Método	Precisión	Tiempo de ejecución (segundos)
SSD	72.95 %	0.055
YOLO	67.99 %	0.056
YOLOv2	77.12 %	0.048

Con la [Tabla 2](#) se establece que para la detección vehicular entre los métodos utilizados el más preciso y rápido es la detección por medio de la red neuronal YOLOv2, que es perfecto para detecciones en tiempo real.

Un enfoque relacionado con un modelo de red neuronal YOLO denso es trabajada por (Z. Xu y col., 2018) que es un escalado de la imagen de entrada a 1/32 de la original como se muestra en la [Figura 7](#) utilizando un modelo de red neuronal residual con un kernel de convolución de 3x3, una función de activación ReLu y una estrategia de agrupamiento para la conexión densa.

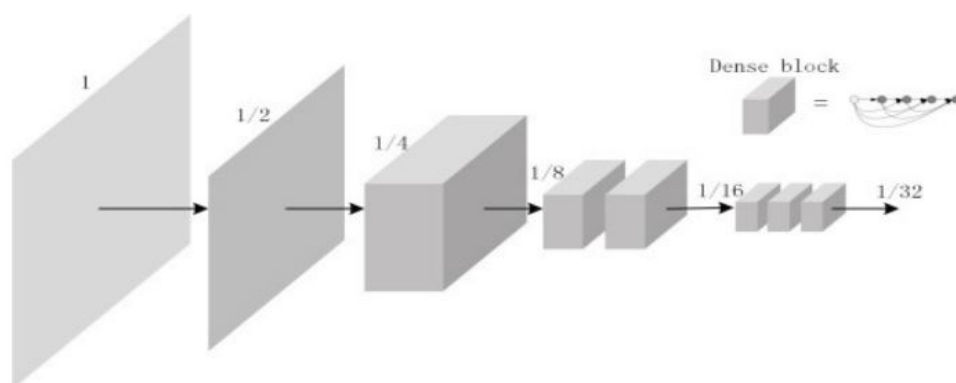


Figura 7: generalización de la red neuronal presentando las capas convolucionales y la reducción de la imagen de entrada hacia el bloque denso (Z. Xu y col., 2018)

Este modelo de red neuronal permite mejorar la detección de objetos pequeños con una velocidad de detección bastante alta, que puede llegar a los 43 FPS, la comparación con otros modelos de redes se puede ver en la [Tabla 3](#)

Tabla 3: Funcionamiento del método evaluado frente los más usuales

Funcionamiento de métodos		
Método	FPS	Precisión
SSD	39	50.9 %
YOLOv2	52	49.3 %
YOLOv3	17	87.6 %
RCNN	15	81.7 %
Método propuesto	43	69.6 %

Fuente: (Z. Xu y col., 2018)

Encontrando de esta manera que los métodos con mayor precisión requieren tienen como consecuencia una reducción de FPS.

Otro de los enfoques importantes del proyecto radica en la identificación de matrículas vehiculares, este problema es un poco más complejo que la simple detección vehicular ya que los lugares de localización de estas pueden variar, este problema es tratado por (Wang y col., 2014) que realiza un preprocesamiento de los fotogramas cambiándolos a escala de grises y aplicando un filtro de mediana con kernel 3x3, para luego aplica una serie de detectores en cascada débiles Viola Jones entrenados con el algoritmo de aprendizaje AdaBoost y finalmente aplicando una verificación del clasificador HOG, esto se trabaja para fotogramas de una secuencia de vídeo tomadas por una cámara de vigilancia.

La metodología presentada por (Wang y col., 2014) permite establecer que la identificación por vídeo puede alcanzar un porcentaje de acierto del 74 % , este porcentaje se puede mejorar aumentando el número de capas en la verificación por el clasificador HOG pero al realizar esto el costo computacional será cada vez más elevado.

Otra metodología de detección de matriculas basada en la detección de bordes fue trabajada por (Chen & Luo, 2012) y (Lalimi y col., 2013) que generaron en la imagen de entrada un preprocesamiento de variación de intensidad o intensidad de borde, luego estos resultados son suavizados con un filtro gaussiano para aplicar el detector de borde vertical [Figura 8b](#), posteriormente, se aplica un filtrado morfológico de vecindades más cercanas para encontrar las regiones candidatas, para la extracción de los rasgos geométricos.

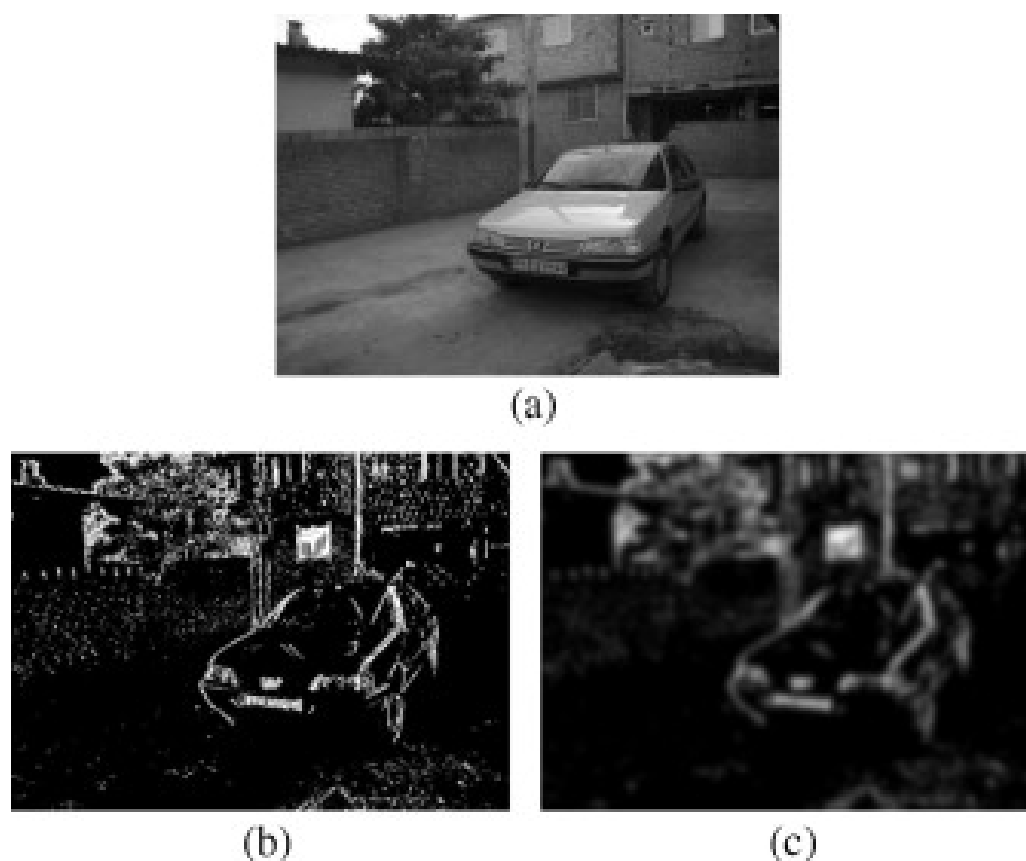


Figura 8: Aplicación del preprocesamiento en la imagen de entrada, (a). Imagen a escala de grises, (b). Borde vertical aplicado a la escala de grises con variación de intensidad, (c). Imagen de densidad de bordes. (Lalimi y col., 2013)

El método propuesto permite detectar placas con diferentes tamaños, a distintas distancias y en diferentes condiciones de iluminación, todo esto con las precisiones mostradas en la [Tabla 4](#).

Tabla 4: Funcionamiento del método evaluado frente los más usuales

Evaluación de los métodos		
Tipo escenario	Número de imágenes	Precisión
Corta distancia	100	98 %
Distancia normal	100	94 %
Ángulo bajo	75	94.6 %
Baja calidad	75	92 %

Fuente: (Chen & Luo, 2012)

La utilización de detectores débiles en cascada está ampliamente utilizada por autores como (Gaszczak y col., 2011) (Wang y col., 2014) (Omar y col., 2020), el método propuesto se caracteriza por emplear técnicas de preprocesamiento de filtrado gaussiano y mejora adaptativa para luego usar una red de segmentación semántica por medio de una red neuronal convolucional adaptado a los requerimientos de las características de las licencias vehiculares, encontrando medidas de precisión del 94.43 % ;

Otro enfoque que se orienta en la detección de matrículas vehiculares (LPR) lo trata (Park y col., 2018), que mediante la utilización de un motor de reconocimiento óptico de caracteres llamado Tesseract OCR, procesa una serie de imágenes de entrada correspondientes de una extracción del área de interés en una serie de fotogramas, esto se puede ver en la Figura 9, las imágenes se toman mediante un sistema UAV mini de rotor con una cámara integrada de resolución Full HD; La información obtenida por el sistema de reconocimiento óptico se compara con una tabla de consulta, que es obtenida a partir de una base de datos con los registros de todos los vehículos usados, con la que se realimenta la detección hecha por el OCR y se mejora su reconocimiento.



Figura 9: Localización de las áreas de interés y localización del vehículo, donde se realiza un zoom y una rotación de manera manual para permitir que el algoritmo de extracción de caracteres funcione correctamente.(Gaszczak y col., 2011).

Este enfoque permite generar una detección LPR con un 70 % de precisión para conjuntos de datos con baja resolución, además de la utilización de un UAV sumamente básico para la tarea de toma de datos, sin embargo se debe tener en cuenta que la localización del área de interés así como la selección de fotogramas se hace de manera manual como se puede ver en la Figura 9, lo que lo hace poco práctico para un sistema totalmente autónomo.

Finalmente existen enfoques que mezclan la detección vehicular y la LPR, uno de ellos (Sarkar y col., 2019), en un monitoreo de estacionamientos basado en UAV utilizan una detección vehicular para establecer la ocupación o no del lugar de estacionamiento, esta detección se lleva a cabo con una red neural convolucional (CNN), siguiendo el procedimiento mostrado en la Figura 10, en esta las características de la imagen se extraen pasando por diferentes capas convolucionales con un rectificador lineal de unidad (ReLU), reduciendo así sus características y formando un vector, con las neuronas se activan al azar y finalmente pasan por una función de activación sigmoide cuyo resultado es positivo para la detección de un vehículo y negativo para la no detección.

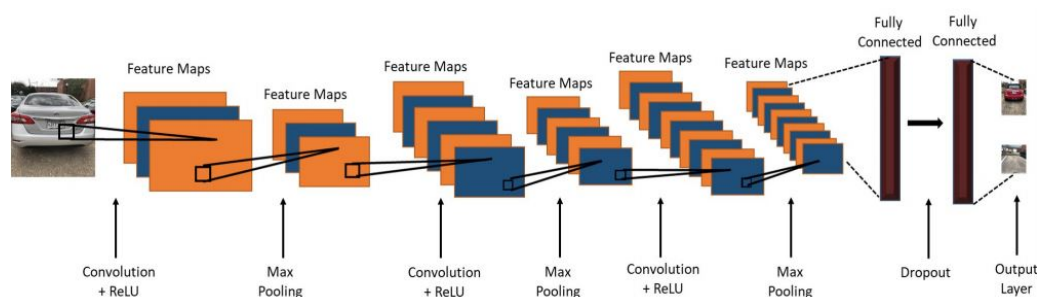


Figura 10: Esquema del modelo de la red neuronal entrenado con 1000 imágenes tomadas por el dron y 16800 imágenes de automoviles obtenidas de la web, detallando cada uno de los procedimientos internos de la red neuronal, la cual consta de tres capas de convolución y agrupación.(Gaszczak y col., 2011).

Si la detección es positiva se procede a realizar la detección de la matriculas en dos pasos principales, el reconocimiento del área de interés y la extracción de caracteres, para ello se convierte la imagen a escala de grises y se extraen los contornos de la figura, estos contornos son comparados con el tamaño de los rectángulos usados en las matriculas vehiculares, la extracción de caracteres se realiza mediante el algoritmo clasificador de contornos K-ésimo de vecindades (KNN) para finalmente mostrar el resultado en la imagen; El equipo utilizado para estas tareas fue un UAV DJI Matric 100 con una cámara Zenmuse Z3 de 7x en su zoom óptico volando a una altura de 10m, además de esto el procesamiento se llevó a cabo en un Dell Probook con procesador I7 y 8 GB de RAM.

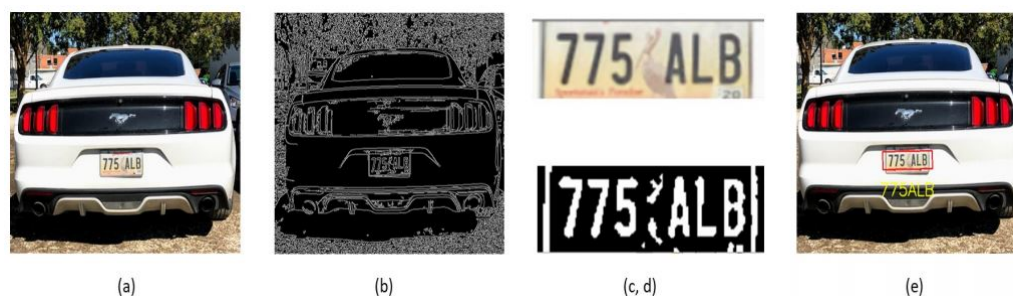


Figura 11: Localización y extracción de los caracteres en 4 pasos principales, (a). Imagen de entrada obtenida a partir de la detección vehicular mediante la red neuronal, (b). conversión de la imagen en escala de grises mediante la utilización de filtros (c y d). localización de la matrícula vehicular y extracción de caracteres comparada con una versión sin filtro (e) impresión de los caracteres en la imagen de entrada (Gaszczak y col., 2011).

El enfoque adoptado por (Sarkar y col., 2019) logra una precisión del 96 % en la detección de los vehículos y del 86 % en la detección de la licencia vehicular, sin embargo se debe tener en cuenta que este método está probado sobre vehículos que no están en movimiento, además el hardware usado para la detección contaba con una gran capacidad de zoom óptico y una baja altura de vuelo.

(Chithra & Prashanthi, 2017) Se enfoca en la detección de la matrícula vehicular para el conteo de tráfico, para ello usa una metodología basada en la obtención de un conjunto de imágenes aéreas y terrestres de diferentes vehículos, ya con estas se genera entrenamiento de un clasificador de contornos K-ésimo de vecindades (KNN), las imágenes de entrada a procesar en el clasificador deben pasar por una rectificación de proporcionalidad, para luego ser preprocesadas mediante su conversión a escala de grises Figura 12 (a), posteriormente la imagen pasa por una jerarquía externa de contornos, para luego ser procesada mediante la jerarquía de contornos Figura 12 (d), finalmente se trazan los contornos de las posibles localizaciones de la matrícula y se extrae los caracteres presentes en ella.



Figura 12: Detección de la Licencia vehicular, (a). Imagen de entrada obtenida a partir de una fotografía tomada, (b). Conversión de la imagen en escala de grises mediante la utilización de filtros (c). Salida del umbral adaptativo, (d), Imagen luego de pasar por la jerarquía externa de contornos (e). Imagen luego de pasar por la jerarquía secundaria de contornos, (e). localizaciones de los contornos que tienen la posibilidad de tener la licencia vehicular. (Chithra & Prashanthi, 2017).

El conteo de tráfico se realiza mediante vídeo, realizándole una sustracción del fondo en tiempo real, un modelo de mezcla gaussiana, una detección vehicular usando un KNN entrenado especialmente para esta tarea y finalmente aplicándole un modelo de contorno activo; El enfoque usado para la extracción de las matrículas vehiculares fue probado con un total de 850 imágenes de baja calidad y obteniendo un porcentaje de acierto de 98.4 % y para la detección vehicular un 96.2 % mostrando así gran efectividad, sin embargo se debe tener en cuenta que la detección realizada se llevó a cabo con imágenes tomadas bastante cercana a la matrícula vehicular y que la detección de los automóviles se llevó a cabo con un vídeo tomado de manera continua desde una posi-

ción fija, además de esto al ser un método sensible a la complejidad de las escenas tiene grandes dificultades con los vehículos que no se encuentran en movimiento.

(Benjdira y col., 2019) utiliza UAV para realizar la detección de automóviles con YOLOv3 y Faster R-CNN comparando ambos. Utiliza una arquitectura de 4 capas convolucionales seguidas de 2 capas full connected, para la reducción de la profundidad se usan capas convolucionales de tamaño 11 para YOLOv4, se utilizó un conjunto de datos de 218 imágenes con 3365 etiquetas y un conjunto de prueba con 52 imágenes y 737 etiquetas con imágenes tomadas desde 55 y 80 metros de altura. La ejecución de los algoritmos se hicieron en un equipo con Intel Core i9-8950HK, Tarjeta gráfica Nvidia GTX 1080 y 32 GB de RAM realizando evaluaciones de ambos métodos mediante los parámetros de Precisión, Recuperación, Puntuación F1, Calidad y velocidad de procesamiento. Concluyendo de esta manera que si bien ambos obtienen buenos resultados YOLOv3 es mejor en sensibilidad con un 99,07 % de precisión.

Sistema operativo: Linux (Ubuntu 16.04)

METODOLOGÍA

Para realizar correctamente el reconocimiento automático de los vehículos, su placa y su posición fue necesario llevar a cabo una serie de pasos generales que permitió obtener los resultados y la validación de estos.

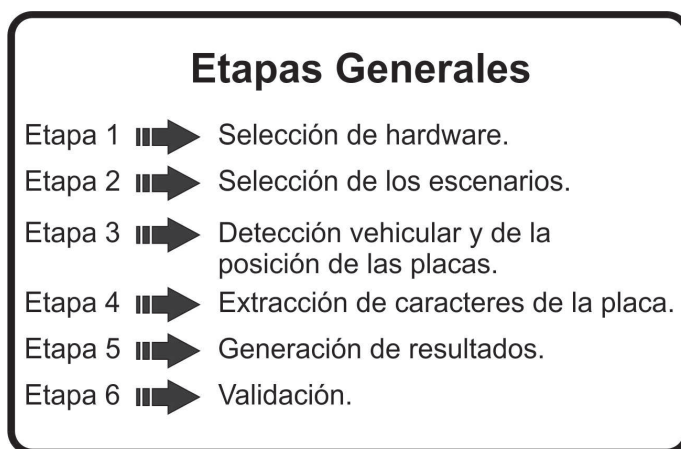


Figura 13: Los procedimientos que se realizaron son: selección la tecnología adecuada para las detecciones de acuerdo a las condiciones de los objetivos, selección de los escenarios para una detección para una detección óptima, toma de datos, detección vehicular y de las placas, extracción de los caracteres de cada placa, generación de resultados y validación.

Cada uno de estas etapas se tratarán a fondo a continuación.

6.1 SELECCIÓN DE LA TECNOLOGÍA O HARDWARE

Para la selección de tecnología se tuvo en cuenta parámetros de bajo costo que permitan mantener detecciones precisas, en la siguiente tabla se mostrarán cada uno de los componentes seleccionados y el motivo de ello.

Tabla 5: Descripción de los materiales usados

Hardware utilizado		
Material	Descripción	Precio aproximado (COP)
UAV	Para esto se puede usar cualquier tipo de UAV que permita una carga de 206 gramos de peso, este peso es perteneciente al sistema SBC con cámara digital integrada, en este experimento se usó un DJI phantom 4 pro v2.	4'500.000
Sistema SBC	Para este se utilizó un sistema con Quad-core 1.3 GHz, 1gb de RAM y 8 Gb de disco duro, conexiones EDGE, GPRS, HSPA 21.1/5.76 Mbps, LTE y una cámara digital integrada con sensor CMOS de 13.0 Megapíxeles F f/1.9, ISO 80-1600 Velocidad 5s - 1/1000 (Samsung, 2020)	600.000
Teleobjetivo	Diámetro de la lente ocular: 0.78 in, diámetro del objetivo: 0.709 in, diámetro de la pupila de salida: 0.091 in, distancia del punto del ojo: 0.394 in, tipo de prisma: BAK-4, distancia focal mínima: 9.8 ft, diámetro de salida: 0.16 in, distancia de salida: 0.5 in, distancia de observación: 9.8 ft a infinito, ángulo de campo: 70° (Amazon, 2021).	40.000

Finalmente el software usado fue google Chrome, que permitirá ingresar a la plataforma de colabatory para usar los servidores de Google y ejecutar una máquina virtual con 12 GB de memoria ram y una tarjeta de vídeo Nvidia Volta V100 que fue la encargada de la ejecución y procesamiento de los algoritmos.

6.1.1 Tecnología Utilizada

La detección vehicular se realizó con un DJI phantom 4 pro v2 que en adición al módulo de SBC y Teleobjetivo permite una toma de datos durante 20 minutos continuos, la toma de datos a una altura de 10 metros permitió obtener un GSD de 0.14 centímetros/píxel, los parámetros ajustados de la cámara son los siguientes: Ancho del sensor de cámara = 12,8 mm, Longitud focal de la cámara = 24.08 mm, resolución de las imágenes 2160x3840 px, lo anterior se puede ver explicado en la [Figura 14](#).

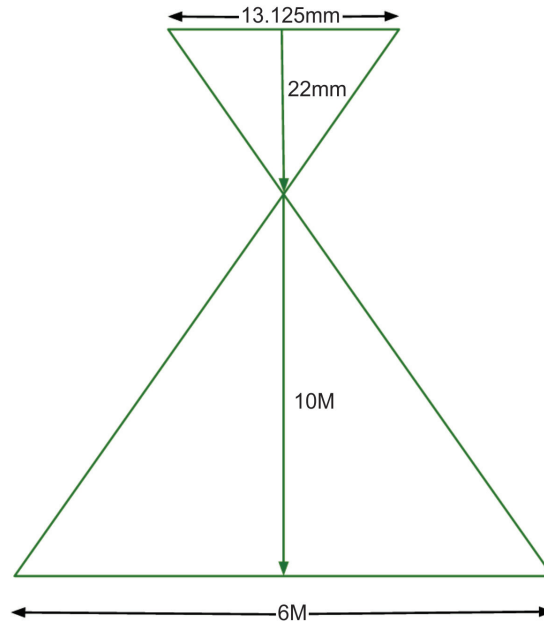


Figura 14: Valores resultantes en el cálculo del GSD para una altura de vuelo de 10m, ancho de detección aproximado de 6M, para un tamaño de sensor de 12.825mm y una longitud focal de 24mm

6.2 SELECCIÓN DE LOS ESCENARIOS

Para la selección de los escenarios se utilizó el campus de la Universidad del Valle sede Melendéz en la Avenida Jorge Garcés, esta vía permitió el paso de vehículos controladamente además de tener placas coordenadas que fueron usadas para validar las coordenadas y el nivel de precisión de los objetos detectados, además se debe tener en cuenta las condiciones de luz para los ajustes de los valores de la cámara según (Hedgecoe, 1992). Los valores se ajustaron de manera automática según el exposímetro de la cámara digital.

6.2.1 Condiciones de los escenarios

Las imágenes se tomaron aproximadamente a las 3 de la tarde para obtener condiciones de luz favorables para los parámetros de cámara establecidos en la metodología, con el exposímetro en modo automático se detectó un valor de 0 EV indicando una exposición correcta y logrando una configuración esta configuración resultó con una velocidad de 25 FPS un ISO de 200 y una apertura de 1.8 con buena distribución en la luminosidad para la composición, en adición la ruta de vuelo se llevó a cabo correctamente sin obstáculos.

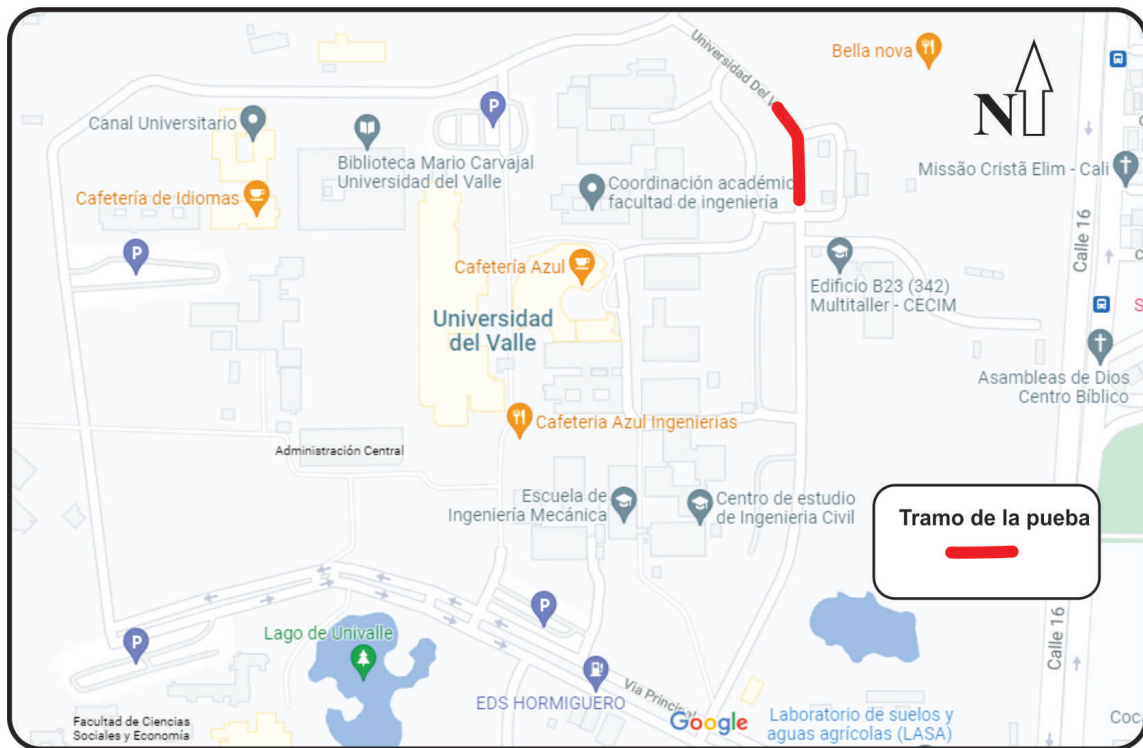


Figura 15: El tramo es adecuado para obtener una velocidad de los vehículos de aproximadamente 40 km/h con puntos georreferenciados en tierra que permitirán conocer las coordenadas reales de las detecciones y su nivel de precisión. fuente: (Google maps).

Finalmente se tuvo en cuenta las condiciones climáticas, en general los UAV no deben ser usados en climas lluviosos y con vientos superiores a 10.5 m/s. además se verificó que en la ruta de vuelo no existieran obstáculos como ramas de árboles redes eléctricas y en general obstáculos físicos.

6.3 DETECCIÓN VEHICULAR Y DE LA POSICIÓN DE LAS PLACAS

Para la detección de los objetos se utilizó el flujograma de la [Figura 16](#) que presenta cada uno de los pasos para lograr la identificación de todas las entidades.

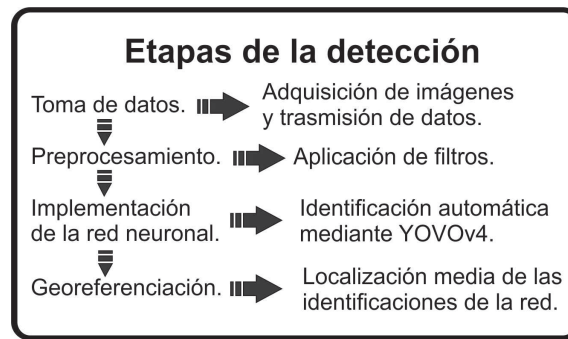


Figura 16: Pasos generales para lograr la de cada una de las entidades importantes y obtención de la información.

6.3.1 Toma de datos

La toma de datos se realizó mediante el sensor presente en el sistema SBC, este tomó la información como vídeo en formato MOV a 30 FPS con una resolución FHD.

La toma de datos se realizó a 10 metros sobre el suelo con el teleobjetivo apuntando en un ángulo de 45° respecto a la horizontal del UAV, lo que permite tener una visión precisa de los vehículos localizados a 14 metros del sensor, el ángulo de visión del teleobjetivo permite obtener 70° de campo de visión para área aproximada de 7 metros de ancho, lo anterior se puede ver más claramente en la siguiente imagen.

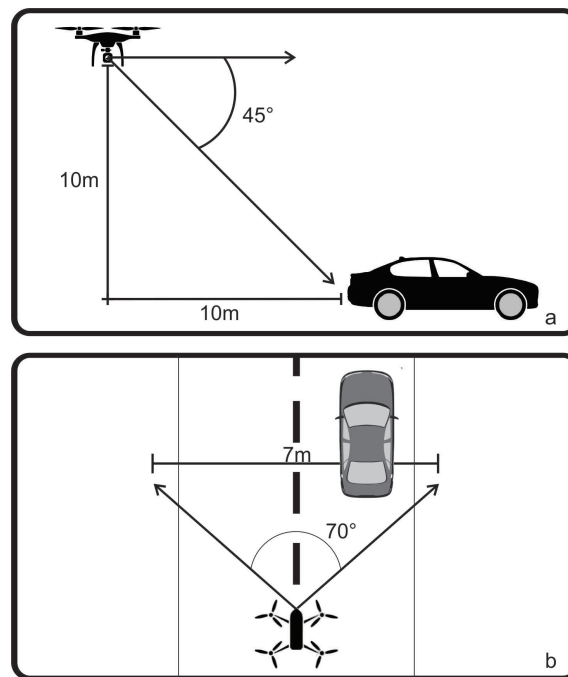


Figura 17: a. Vista lateral con la metrología para la adquisición de las imágenes. b. Vista en planta con el ángulo de campo del lente y el área aproximada de toma.

Finalmente el UAV se movilizó a una velocidad de 10 km/h con una totalidad de 15 satélites que permitían tener una precisión óptima para realizar las líneas de vuelo establecidas, una vez tomado el vídeo este es enviado directamente desde el dispositivo a Google Colaboratory donde cada fotograma es tratado como una imagen independiente en vector y tratada mediante el lenguaje de programación python 3.6 para la ejecución de los siguientes pasos.

6.3.2 *Preprocesamiento*

Se utilizó el preprocesamiento descrito por (Totsuka y col., 2019) en la ecuación (5) donde se aplica el filtro de media no local por promedio de pesos a cada uno de los canales RGB que componen un fotograma mediante la utilización de OpenCV.

6.3.3 *Implementación de la red neuronal*

Este proyecto se concentró en la detección de las siguientes clases: Carro, Moto, placa vehicular y puntos de control. para estas detecciones se utilizó una red neuronal similar a la presentada por (Kumar B. y col., 2020) YOLOv4. Se configuró de la siguiente manera CSPDarkNet53 (Columna) (Tan y col., 2021) => SPP + PANet (Cuello) (Tan y col., 2021) => YOLOv3 (cabeza) (Redmon y col., 2016).

Las detecciones usaron un sistema de seguimiento de objetos Deep SORT que permitió generar un ID único para cada detección de objetos individuales y el seguimiento de estos en una escena determinada.

6.3.3.1 *Entrenamiento*

Para el entrenamiento de la red se usó un sistema de aprendizaje por backpropagation ecuación (37) basado en el gradiente, este utilizó un conjunto de datos de 2321 imágenes con 4296 anotaciones de este total de imágenes se seleccionó un 70 % (1600) para el conjunto de entrenamiento, 15 % (346) para el conjunto de validación y 15 % (356) para el conjunto de test. El balance de clases fue de 1161 para la clase motocicleta, 1147 para Carro, 1047 para placa vehicular y 941 para puntos de control.

Los parámetros de entrenamiento se basaron parcialmente en lo visto por (Bhujel y col., 2021) y (Bochkovskiy y col., 2020), algunos parámetros variaron de acuerdo a la experimentación:

Tasa de aprendizaje: 0.001

Epoch: 500

Optimizador: Adam

Tamaño del lote: 64 con subdivisiones de 16

Activación: Mish

Lotes máximos: 6000

steps: 4800, 5400

filtros: 27

6.3.4 Georeferenciación

La georeferenciación se realizó en dos pasos principales, la orientación interna y el cálculo del GSD para el primero se utilizó lo visto por (Umamaheswaran y col., 2019) en las ecuaciones (30) a la (32) el operador SIFT.

Con un espacio orientado se procedió a realizar la localización de las dos primeras clases de puntos de control, de estas se conocía las coordenadas planas origen oeste, teniendo de esta manera dos puntos en común tanto en coordenadas de cajas en la imagen como en coordenadas reales, de esta manera se calculó un norte teórico que permitió establecer un sistema de 4 cuadrantes que usó como punto medio en el primer punto de control detectado y que se usó como referencia para reconocer si las coordenadas disminuirá o aumentaría según la posición del objeto a detectar y el primer punto de control. Ya con los datos de orientación se procedió a calcular la distancia de un objeto con una función simple de distancia en python y a descomponer esta en sus sus catetos, estos se suman o restan al valor del punto de control según lo indique la posición del sistema de cuadrantes, lo anterior se puede ver explicado en la [Figura 18](#).

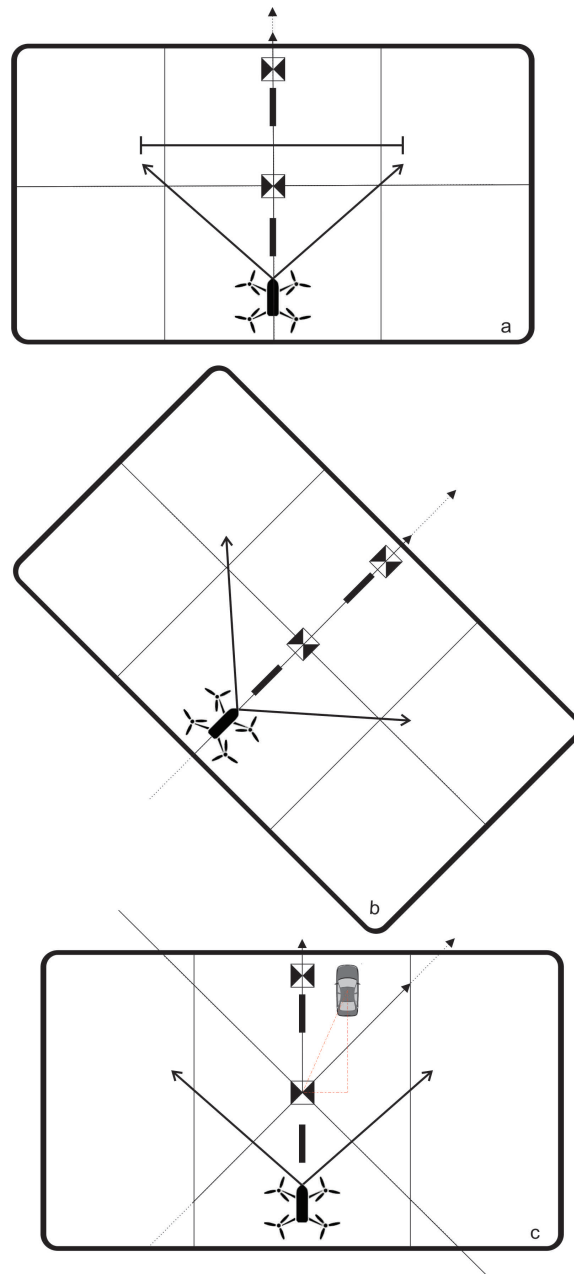


Figura 18: a. Localización de los puntos de control. b. Georreferenciación moviendo la imagen usando como eje el punto de control más cercano al UAV hasta el ángulo dado por el rumbo. c. Cambio de sistema moviendo los vectores para no girar la imagen y su uso como referencia en la localización de un vehículo.

6.4 EXTRACCIÓN DE CARACTERES DE LA PLACA

La extracción de caracteres en placas vehiculares a partir de las áreas de detección encontradas se realizó en dos partes principales, el preprocesamiento y la extracción de

caracteres.

Para el preprocesamiento se aplicaron una serie de filtros siguiendo los siguientes pasos: Escala de grises según la ecuación (8), mejora mediante dominio espacial según las ecuaciones (9) a la (11), mejora mediante histograma según las ecuaciones (12) a la (15), contrastado de imágenes mediante las ecuaciones (17) y (18), binarización las ecuaciones (19) y (20), operadores morfológicos según las ecuaciones (21) a la (24), etiquetado y conteo de objetos según las ecuaciones (25) a la (28) y detección de contornos según la ecuación (27). La extracción de caracteres se realizó mediante la el motor de reconocimiento óptico de caracteres Tesseract OCR.

6.5 GENERACIÓN DE RESULTADOS

Para la generación de resultados se cargó la red neuronal, los scripts y todos los datos de entrada a Google Colaboratory generando un TXT con cada una de las detecciones por fotograma, para cada detección se generó un código de seguimiento único con el que se siguieron las coordenadas de la caja medidas en pixeles, la coordenada del punto central en coordenadas planas Gauus Krugüer y la placa vehicular, en adición a lo anterior se realizó la generación de un vídeo con las detecciones realizadas y los recortes de cada una de las detecciones.

6.6 VALIDACIÓN

La validación se realizó mediante lo visto por (François Mas y col., 2003) en la ecuación (51) que permitió calcular los siguientes valores: exactitud mediante la ecuación (52), precisión mediante la ecuación (53), sensibilidad mediante la ecuación (54), especificidad mediante la ecuación (55), tasa de falsos negativos (56), tasa de verdaderos positivos (57), tasa de verdaderos negativos (58).

RESULTADOS

En este capítulo se presentarán todos los resultados en el proceso de identificación de vehículos, sus placas y la posición en el área establecida. Para estas identificaciones se realizaron 3 vuelos con las siguientes características: con vehículos en movimiento a 40 mk/h, con vehículos estáticos y finalmente con vehículos estáticos y en movimiento.

7.1 ENTRENAMIENTO DE LA RED NEURONAL Y DETECCIÓN

El entrenamiento de la red neuronal arrojó los resultados vistos en la Figura 19. mostrando una función de pérdida, o Loss function que evalúa la desviación entre las predicciones realizadas por la red neuronal y los valores reales de las observaciones utilizadas durante el aprendizaje para las 4 clases entrenadas, es decir, muestra la pérdida promedio frente a las iteraciones con un pico en la precisión media de 87% con la función de pérdida mínima cercana a 0.3 y una pérdida promedio de 0.17.

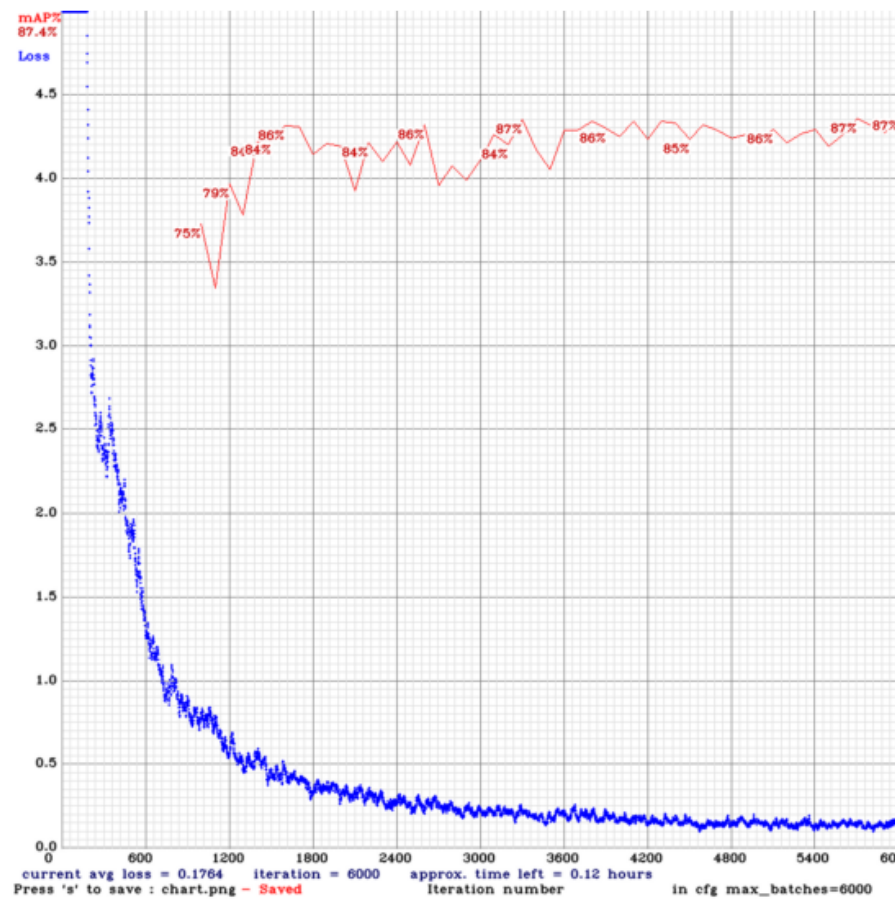


Figura 19: Resultados del entrenamiento con 4 clases a 6000 iteraciones mostrando la función de pérdida de azul y la precisión media en rojo

Los cálculos de la precisión media por clase obtuvieron los siguientes resultados.

Tabla 6: Precisión media por clase

FPS promedio = 10		
ID clase	Nombre	ap
0	Punto Control	80.96 %
1	Carro	79.92 %
2	Moto	68.60 %
3	Matricula de vehículos	81.50 %

La red neuronal para la detección de los objetos YOLOv4 fue ejecutada en GPU mediante una Nvidia V100 obteniendo los siguientes porcentajes de certeza junto con las localizaciones de los puntos medios de las detecciones, los resultados mostrados corresponden a 5 segundos de detección y se eliminó información de fotogramas redundantes

mostrando así un promedio de 1 FPS, el total de las detecciones se puede ver en el ANEXO A.

Tabla 7: Resultados de detección

Detecciones		
Nombre	Porcentaje de certeza	Localización del punto medio
Punto de control	80	(1028.5, 456.5)
Punto de control	65	(1024.0, 508.5)
Carro	70	(1037.0, 247.0)
placa	90	(1036.0, 319.5)
Placa	90	(1037.5, 323.5)
Moto	75	(877.0, 609.0)
Placa	60	(965.0, 553.0)
Carro	90	(1035.5, 253.0)
Placa	80	(1037.5, 323.5)
Carro	90	(1035.0, 260.0)
Placa	78	(1036.0, 319.5)
Carro	88	(1045.0, 158.0)
Placa	79	(1040.5, 192.5)
Placa	81	(993.5, 507.5)
Moto	95	(999.5, 655.0)
Placa	81	(989.0, 524.5)
Moto	70	(959.0, 653.0)
Placa	80	(988.0, 525.0)
Placa	79	(986.5, 527.0)
Placa	75	(985.5, 530.5)
Placa	70	(984.5, 510.5)

Algunos fotogramas con detecciones se pueden ver en las siguientes imágenes donde además se puede evidenciar las condiciones de luz y la metodología usada para la toma de la información.

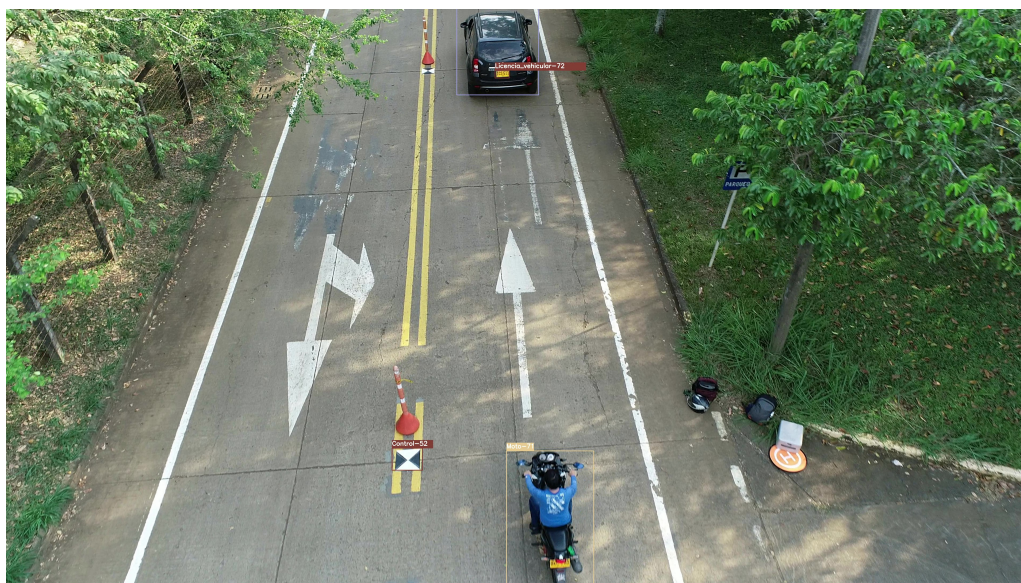


Figura 20: Resultados de las detecciones para el primer punto de control y carro con su respectivo ID de seguimiento.



Figura 21: Resultados de las detecciones para el segundo punto de control, una moto y su respectiva placa con su respectivo ID de seguimiento.

7.2 LOCALIZACIÓN Y GEOREFERENCIACIÓN

Los resultados de la georreferenciación de los objetos se puede ver en la siguiente tabla, para esto se usó el sistema MAGNA - SIRGAS origen Cali basado en el Marco Geocéntrico Nacional de Referencia MAGNA - SIRGAS, Los parámetros locales son los

siguientes:

Proyección: Transversa Mercator.

Elipsoide: GRS 1980.

Datum: MAGNA Origen Santiago de Cali.

Latitud: $3^{\circ}26'30,779''$ Norte.

Longitud: $76^{\circ}31'14,025''$ este.

Falso Norte: 872.364,630 m.

Falso Este: 1'061.900,180 m.

Plano de Proyección: 1.000 m.

Las coordenadas reales se realizaron mediante un proceso de fotogrametría manual, los puntos de control tienen sus propias coordenadas obtenidas con GPS y la prueba se realizó con un vehículo estático mientras el UAV se movía.

Tabla 8: Resultados de posición

Resultados de localización con coordenadas reales en tres momentos distintos			
Nombre	Coordenada real	Coordenada obtenida	error(m)
Punto de control	1062379.11-867360.776		0
Punto de control	1062385.61-867357.56		0
Carro	1062382.01-867360.176	1062382.89-867360.95	0.87 en E 0.77 en N
placa	1062381.03-867360.203	1062381.26-867360.99	0.23 en E 0.78 en N
Carro	1062382.01-867360.176	1062382.85-867360.99	0.84 en E 0.81 en N
placa	1062381.01-867360.203	1062381.711-867360.796	0.70 en E 0.59 en N
Carro	1062382.01-867360.176	1062382.81-867360.90	0.80 en E 0.72 en N
placa	1062381.01-867360.203	no detectada	0

Debido a la naturaleza de la prueba el vehículo debe conservar las mismas coordenadas, mostrando ligeras variaciones provenientes de la altura de vuelo cambiante del UAV.

Algunos fotogramas de la detección de la posición se muestran en las imágenes [Figura 22](#) y [Figura 23](#).

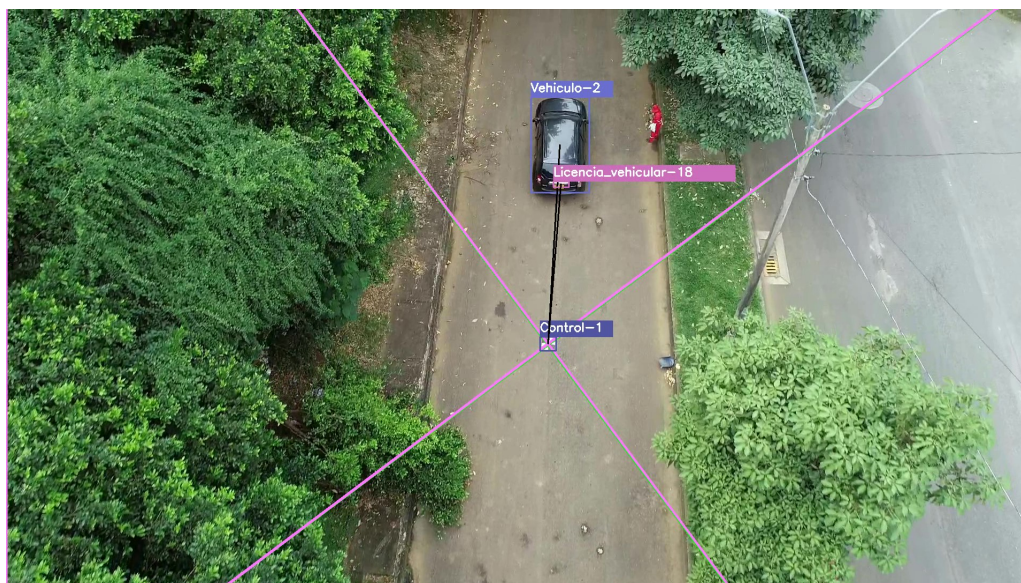


Figura 22: Se puede ver las detecciones junto con el sistema de referencia basado en el punto de control y las coordenadas conocidas de los puntos de control, la línea negra es la distancia que va desde el primer punto de control hasta el punto medio de las detecciones.

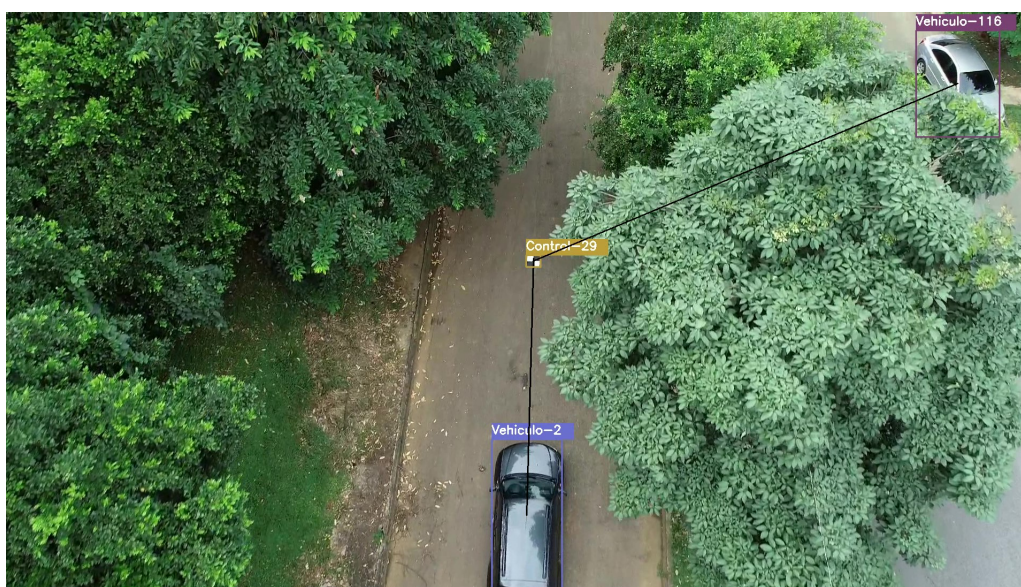


Figura 23: Resultado del momento en cual se pierde uno de los puntos de referencia y las coordenadas nuevas se calculan usando como punto base cualquier coordenada obtenida con anterioridad.

7.3 DETECCIÓN DE CARACTERES

El preprocesamiento de las imágenes con placas vehiculares se puede ver en la [Figura 24](#) y obtuvo los siguientes resultados.

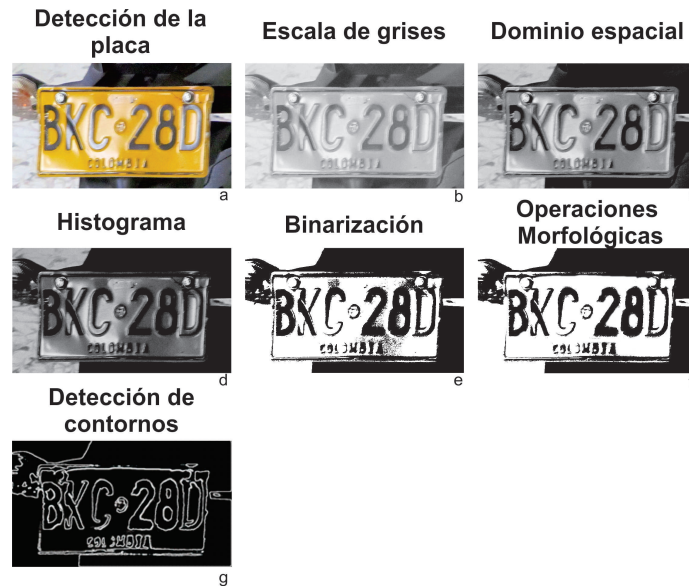


Figura 24: Resultado de cada una de las etapas de preprocesamiento por las que atraviesa la detección de placas antes de entrar a la extracción de caracteres.

Este proceso se realiza en cada fotograma pero solo en las detecciones marcadas como Licencia vehicular haciendo un recorte en estas para evitar realizar el proceso en toda la imagen.

La detección de caracteres en las placas vehiculares obtuvo los siguientes resultados de precisión.

Tabla 9: Resultados de precisión

Resultados de precisión		
Placa Real	Detección	Índice de confianza
BKC28D	BKC28D	99 %
ACI28D	ACI28D	89 %
ICS511	ICS511	75 %
JGI611	JGI611	70 %

7.4 VALIDACIÓN

La validación de resultados mediante la matriz de confusión arrojó los siguientes resultados.

Actual	Positivo	207	25
	Negativo	33	81
		Positivo	Negativo
		Estimado	

Figura 25: Resultado de la matriz de confusión bidimensional con los valores de predicción actuales y valores reales para Verdadero positivo, Verdadero negativo, Falso negativo y Falso positivo para el conjunto de validación

Adicional se obtuvo la matriz de confusión multi-clase para cada clase se compara el resultado con los datos etiquetados que se están evaluando.

Actual	Carro	109	0	1	0
	Moto	0	75	0	0
	Punto C	0	1	69	0
	Placa	0	1	0	90
		Carro	Moto	Punto C	Placa
		Estimado			

Figura 26: Resultado del conjunto de validación en una matriz con las 4 clases.

Los demás valores de validación se pueden ver en la siguiente tabla

Tabla 10: Resultados de validación finales

Resultados de Validación	
Métrica	Valor
Exactitud	0.83
Precisión	0.89
Sensibilidad	0.86
Especificidad	0.76
Tasa de verdaderos positivos	0.86
Tasa de verdaderos negativos	0.76

DISCUSIÓN

Los procesos trabajados para el reconocimiento automático de la placa de vehículos particulares y su posición respecto a la vía mediante el uso de fotogrametría aérea por UAV fueron la selección del hardware, selección de los escenarios, preprocesamiento, identificación de objetos mediante red neuronal YOLOv4, extracción de características en la placa, generación de resultados y validación de estos.

La selección del hardware fue dada por los parámetros de bajo costo sin sacrificar precisión en la detección, resultando en un DJI phantom 4 pro v2.0 volando a una altura de 10 m, otros autores como (Gaszczak y col., 2011) utiliza un UAV de ala fija equipado con un sensor térmico y una cámara digital a 45° volando a una altitud de 60 m sin embargo para estos sensores a esas alturas la detección de las placas resulta imposible. Los escenarios se adaptan a los parámetros vistos en (Hedgecoe, 1992) donde los valores de ISO, velocidad y exposición marcan las condiciones donde es factible una buena calidad en las tomas y por lo tanto un buen reconocimiento, presentando resultados favorables en todas las tomas realizadas en campo y por tanto avanzando hacia una correcta identificación.

Los procesos y parámetros trabajados en el entrenamiento de la red neuronal se ajustaron a los recomendados por (Bochkovski y col., 2020) sin embargo estos se ajustaron a la cantidad de clases presentes, ajustando las iteraciones a un menor número y entrenando por medio de backpropagation y no por el sistema de autoadversario dado que evidenció buenos resultados de manera similar al utilizado por (Bochkovski y col., 2020), además de buenos resultados en la ejecución para sistemas con menor capacidad de cómputo en CPU y GPU. La identificación de objetos mediante una red neuronal YOLOv4 logró obtener valores aceptables de identificación con precisión media de 87 % y velocidades de detección de 10 FPS para un conjunto de 4 clases. Otros autores como (Kumar B. y col., 2020) lograron resultados del 98 % con velocidades de 1.8 FPS utilizando una arquitectura sumamente similar a la usada en este proyecto, otros métodos como el de (Gaszczak y col., 2011) mediante clasificadores Haar logran resultados de detección del 80 % mediante UAV con una diferencia de altura significativa en las tomas de 50 m, sin embargo para este no se tienen en cuenta las placas vehiculares. En estudios comparativos (Tang y col., 2017) logra precisiones de un 72 % a 25 FPS con el método SSD, un 67 % a 26 FPS con YOLO y un 77 % a 48 FPS con YOLOv2, estas redes neuronales tienen una arquitectura con capas convolucionales menores a la usada en este proyecto además de una menor cantidad de filtrados, encontrando así resultados de precisión mucho mas bajos que en otros experimentos, para (Z. Xu y col., 2018) logra una precisión de 69 % y velocidades de detección de 43 FPS con una arquitectura basada en YOLO con agrupa-

miento para la conexión densa, en comparaciones con otros autores se puede destacar el método de YOLOv3 el cual logra una precisión del 87 % pero con velocidades de detección de 17 FPS, al tener precisiones mas altas las velocidades de detección se reducen.

La detección de las placas vehiculares se realizó mediante el entrenamiento de la red como una de las clases a identificar, autores como (Chen & Luo, 2012) y (Lalimi y col., 2013) se concentran en la detección de las placas vehiculares como entidades independientes del vehículo por variación de intensidad o intensidad de borde, este método a pesar de tener una precisión del 94 % requiere un preprocesamiento bastante agresivo en toda la imagen haciendo que se pierdan características importantes y dificultando la detección de otras entidades en un mismo paso. (Park y col., 2018) y (Omar y col., 2020) plantea la necesidad de realizar las detecciones vehiculares junto con la de las placas vehiculares mediante un preprocesamiento de filtrado gaussiano para luego usar una red de segmentación semántica y finalmente el motor de reconocimiento óptico de caracteres Tesseract OCR con una precisión del 70 %, sin embargo la selección de fotogramas se hace de manera manual. Este proyecto plantea la obtención de fotogramas, áreas de interés y detección de caracteres de manera automática.

La fase de localización y georeferenciación al igual que (Umamaheswaran y col., 2019) utiliza el detector de características SIFT el cual logra una orientación de los fotogramas, de una manera similar (Y. Xu y col., 2016) realiza una orientación para evitar ser vulnerable a los cambios en los ángulos en la ruta en pleno vuelo, de este mismo modo en la metodología propuesta en este trabajo la orientación es tomada en cuenta como ajuste en caso de cambios de orientación y junto con la detección de los puntos de control, que generan coordenadas geográficas en la imagen.

La detección de características provenientes de las placas vehiculares se logró con una precisión del 100 % mediante el motor de reconocimiento óptico de caracteres Tesseract OCR, autores como (Park y col., 2018) utilizan este mismo sistema por su gran robustez en la identificación y extracción de caracteres, sin embargo para este proyecto en lugar de aplicarlo directamente como el autor y por la gran cantidad de fotogramas presentes con información que puede ser poco clara debido al movimiento, se optó por una serie de preprocesamientos a los fotogramas antes de ser leídos por el motor de reconocimiento óptico. (Totsuka y col., 2019), (Sobrado, 2003), (Z. Xu y col., 2018) y (Lalimi y col., 2013) aplican una serie de filtros para binarizar las imágenes encontrando los bordes de las imágenes, sin embargo estos procesos son bastante susceptibles a los fondos complejos y los cambios de intensidad de luz, por lo que en el proyecto se realizó la detección sobre un recorte generado por las coordenadas de caja perteneciente a las clases de licencia vehicular evitando los fondos complejos y postprocesando para lograr mejores resultados.

(Benjdira y col., 2019) plantea una necesidad de evaluar los modelos de redes neuronales para determinar si se ajusta a las detecciones actuales y futuros datos con valores

desconocidos en una red Faster R-CNN y YOLOv3 mediante la utilización de la precisión con un resultado de 99 % para YOLOv3, sensibilidad con un resultado de 99 % y especificidad con un resultado de 98 % para detecciones de solo vehículos. En este proyecto se calcularon los mismos valores encontrando valores de exactitud 83 %, precisión 89 %, sensibilidad 86 % y especificidad de 76 % para 4 clases distintas, estas se organizaron en una matriz de confusión que permite ver los buenos resultados de las detecciones de una manera gráfica, esto de manera similar a lo visto por (François Mas y col., 2003) donde acude a la matriz de confusión para identificar que los valores máximos se encuentren en las diagonales y así establecer que el modelo funciona correctamente.

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

En el proceso realizado para el reconocimiento e identificación automática de la placa de vehículos particulares y su posición respecto a la vía basándose en el uso de fotogrametría aérea por UAV mediante la captura de imágenes, preprocesamiento, orientación y detección por redes neuronales y cuyo principal resultado es la correcta detección vehicular con porcentajes de certeza media del 77 % es una propuesta diferente dado que detecta de manera automática tantos carros como motos y sus placas basándose en una red neuronal YOLOv4 aplicándolo a una serie de fotogramas con fondo complejo. Este proyecto es una base para continuar trabajando en sistemas de control vehicular autónomos que permitan una toma de información confiable y económica respecto a los sistemas actuales.

La detección realizada mediante el algoritmo YOLOv4 obtuvo resultados con una precisión media de 87 % para las 4 clases entrenadas, las métricas de exactitud 83 %, precisión 89 %, sensibilidad 86 % y especificidad 76 % además de las matrices de confusión muestran que el modelo es sólido para la detección de puntos de control, vehículo, moto y placa.

La extracción de los caracteres de las placas vehiculares tuvo una precisión del 100 %, esto muestra el gran trabajo realizado por las diferentes etapas de preprocesado, teniendo en cuenta los cambios en la luz propios del ambiente, sin embargo el preprocesado es una herramienta que reduce la velocidad de obtención de resultados significativamente. Las pruebas mostraron que el funcionamiento de la aplicación mediante la utilización de una red neuronal YOLOv4 y los diferentes algoritmos es robusta y capaz de apoyar el sistema de detección actual en la ciudad bajo algunas condiciones, como la utilización de puntos de control.

La tecnología que se seleccionó para realizar las detecciones fue orientada a parámetros de bajo costo respecto a los sistemas de detección actuales y que se compone de un UAV, una cámara digital y sistema SBS, con los que se realizaron las detecciones y ejecutaron los demás algoritmos correctamente, realizando una solución bastante prometedora, sin embargo la batería sigue siendo un gran limitante para una continua toma de datos por medio de UAV con rotores ya que estos tienen una duración de vuelo efectiva de aproximadamente 20 min.

Las condiciones de los escenarios para la detección vehicular en la ciudad se basaron en el exposímetro digital presente en la cámara. Una de las condiciones básicas para captar información adecuadamente fue que el escenario de la detección vehicular esté iluminado correctamente, por esta razón las detecciones vehiculares en la ciudad se ba-

san en el exposímetro digital presente en la cámara, este permite un adecuado ajuste de los parámetros ISO, velocidad y apertura, los valores encontrados experimentalmente concluyen que en la ciudad se puede realizar la toma de datos durante la mayor parte del día debido a sus condiciones de luz, sin embargo cuando los escenarios tienen condiciones de baja luminosidad como en la noche, el sensor no es capaz de captar la información adecuadamente debido al aumento de ruido que aparece en los fotogramas.

Otras condiciones a tener en cuenta se basaron en la presencia de objetos que entorpecieran el vuelo del UAV y restringieran su capacidad a la hora de captar información como el clima, la presencia de árboles y redes eléctricas. Una buena planificación del vuelo evita estos obstáculos y hace al sistema de reconocimiento mucho mas eficiente.

El algoritmo para la detección de la posición de los vehículos obtuvo un buen resultado, pero debido a los ángulos de las detecciones y los movimientos propios del UAV, obtuvo errores centimétricos en cada una de las detecciones, el sistema de seguimiento de objetos tracking fue esencial para identificar las detecciones con un ID único, lo que permitió relacionar la información de cada vehículo con una placa a pesar no ser realizadas al mismo tiempo, además de individualizar los puntos de control para obtener las coordenadas correctamente.

Para tener una metodología mucho más robusta y precisa se recomienda que se realicen ciertas correcciones a la hora de detectar cada una de las clases, esto debido a los movimientos propios de la cámara y el UAV en los tres ejes, como la utilización de sistemas UAV de ala fija ya que estos tienen una duración efectiva en vuelo que puede llegar a las 24 horas, además de un entrenamiento mucho más fuerte, ya que la utilización en un ambiente complejo requerirá que esté entrenado para detectar no solo vehículos particulares si no una gran cantidad de automotores con una gran variedad de características. Por otro lado este proyecto sirve para futuras investigaciones en donde se apliquen algoritmos de detección vehicular junto con extracción de características y localización automática.

BIBLIOGRAFÍA

- Aguilar Carrera, G. G. (1995). *Procesamiento digital de imágenes utilizando filtros morfológicos* (Tesis de maestría). Escuela Politecnica Nacional.
- Aguilera, E. D. (2010). Comparación de clasificadores de género: Redes Neuronales MLP y Teoría de la Información-ITL. *Avances: Investigación en Ingeniería*.
- Alcaldía De Santiago De Cali. (2012). Más cámaras de fotomultas, entrarán a operar en Cali. http://www.cali.gov.co/movilidad/publicaciones/45407/ms_cmaras_de_fotomultas_entrarn_a_operar_en_cali/
- Al-Shemarry, M. S., Li, Y. & Abdulla, S. (2018). Ensemble of adaboost cascades of 3L-LBPs classifiers for license plates detection with low quality images. *Expert Systems with Applications*, 92, 216-235. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.09.036>
- Amazon. (2021). Amazon.com Portable 12X Telephoto Lens. https://www.amazon.com/gp/product/B07V4RW84T/ref=ppx_yo_dt_b_asin_title_ooo_soo?ie=UTF8&psc=1
- Benjdira, B., Khursheed, T., Koubaa, A., Ammar, A. & Ouni, K. (2019). Car Detection using Unmanned Aerial Vehicles: Comparison between Faster R-CNN and YOLOv3. *2019 1st International Conference on Unmanned Vehicle Systems-Oman (UVS)*, 1-6. <https://doi.org/10.1109/UVS.2019.8658300>
- Betancourt, G. A. (2005). Las máquinas de soporte vectorial (SVMs). *Scientia et technica*, 1(27).
- Bhujel, A., Arulmozhi, E., Moon, B.-E. & Kim, H.-T. (2021). Deep-Learning-Based Automatic Monitoring of Pigs' Physico-Temporal Activities at Different Greenhouse Gas Concentrations. *Animals*, 11. <https://doi.org/10.3390/ani11113089>
- Bochkovskiy, A., Wang, C.-Y. & Liao, H.-Y. M. (2020). YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection. *arXiv preprint arXiv:2004.10934*.
- Brinkmann, R. (2008). CHAPTER FIVE - Basic Image Compositing (R. Brinkmann, Ed.; Second Edition). Morgan Kaufmann. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-12-370638-6.00005-5>
- Caracol. (2020). Cali no está preparada tecnológicamente para asumir propuesta de la corte. https://caracol.com.co/emisora/2020/02/11/cali/1581437405_456412.html
- Casas Martínez, Á. (2017). Reconocimiento de imágenes con redes convolucionales en C.
- Cash, G. L. & Hatamian, M. (1987). Optical character recognition by the method of moments. *Computer vision, graphics, and image processing*, 39(3), 291-310.
- Chen, R. & Luo, Y. (2012). An Improved License Plate Location Method Based On Edge Detection [International Conference on Applied Physics and Industrial Engineering 2012]. *Physics Procedia*, 24, 1350-1356. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.phpro.2012.02.201>
- Chithra, P. & Prashanthi, B. (2017). Feature Based Multiple Vehicle License Plate Detection and Video Based Traffic Counting, 918-931.

- Dinero. (2012). *La dueña del tránsito*. <https://www.dinero.com/edicion-impresainvestigacion/articulo/la-duena-del-transito/160642>
- El País. (2017). *¿Han sido efectivas las cámaras de fotomultas contra la accidentalidad en Cali?* <https://www.elpais.com.co/calihan-sido-efectivas-las-camaras-de-fotomultas-contra-la-accidentalidad-en.html>
- El País. (2019). *Guía para reclamar por dudas de sanciones con fotomultas*. <https://www.elpais.com.co/caliguia-para-reclamar-por-dudas-de-sanciones-con-fotomultas.html>
- Franco, A. C. Y. (2004). Programa de segmentacion de regiones en imagenes medicas en MATLAB.
- François Mas, J., Reyes Diaz-Gallegos, J. & Pérez Vega, A. (2003). Evaluación de la confiabilidad temática de mapas o de imágenes clasificadas: una revisión. *Investigaciones geográficas*, (51), 53-72.
- Fude. (2020). *Características de una cámara digital*. <https://www.educativo.net/articulos/caracteristicas-de-una-camara-digital-883.html>
- Garrido Satué, M. (2013). Reconocimiento de señales de tráfico para un sistema de ayuda a la conducción (tesis de maestria). *Sevilla, España: Universidad de Sevilla, Escuela Técnica Superior de Ingeniería*. Recuperado de https://riunet.upv.es/bitstream/handle/10251/70103/73657675Z_TFG_14733814699_245714722695301721227.pdf.
- Gaszczak, A., Breckon, T. P. & Han, J. (2011). Real-time people and vehicle detection from UAV imagery. 7878, 7878oB.
- Gonzalez, R. & Wintz, P. (1987). *Digital Image Processing by Rafael C Gonzalez, Paul Wintz (1987) Hardcover (2nd)*. Addison Wesley.
- Hedgecoe, J. (1992). *Manual de técnica fotográfica*. Ediciones AKAL.
- Javeriana. (2019). *Detección y conteo vehicular: un remedio simple para la congestión*. <https://www.javeriana.edu.co/pesquisa/deteccion-y-conteo-vehicular-un-remedio-simple-para-la-congestion/>
- Joaquin Cobo. (2020). *¿Qué es una placa SBC?* <https://www.hwlibre.com/que-es-una-placa-sbc/>
- Juan Bagnato. (2014). *¿Cómo funcionan las Convolutional Neural Networks? Visión por Ordenador*. <https://www.aprendemachinelearning.com/como-funcionan-las-convolutional-neural-networks-vision-por-ordenador>
- Kelby, S. (2012). *El libro de la fotografía digital*. Peachpit Press.
- Kumar B., C., Punitha, R. & Mohana. (2020). YOLOv3 and YOLOv4: Multiple Object Detection for Surveillance Applications. *2020 Third International Conference on Smart Systems and Inventive Technology (ICSSIT)*, 1316-1321. <https://doi.org/10.1109/ICSSIT48917.2020.9214094>
- Lalimi, M. A., Ghofrani, S. & McLernon, D. (2013). A vehicle license plate detection method using region and edge based methods [Special issue on Image and Video Processing Special issue on Recent Trends in Communications and Signal Processing]. *Computers & Electrical Engineering*, 39(3), 834-845. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2012.09.015>

- Liu, W., Liao, S. & Hu, W. (2019). Towards accurate tiny vehicle detection in complex scenes. *Neurocomputing*, 347, 24-33. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2019.03.004>
- Liu, Y., Dai, H.-N., Wang, Q., Shukla, M. K. & Imran, M. (2020). Unmanned aerial vehicle for internet of everything: Opportunities and challenges. *Computer Communications*, 155, 66-83. <https://doi.org/10.1016/j.comcom.2020.03.017>
- Mahmood, A., Bennamoun, M., An, S., Sohel, F., Boussaid, F., Hovey, R., Kendrick, G. & Fisher, R. B. (2017). Chapter 21 - Deep Learning for Coral Classification. En P. Samui, S. Sekhar & V. E. Balas (Eds.), *Handbook of Neural Computation* (pp. 383-401). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-811318-9.00021-1>
- Martínez-Ruiz, D. M., Fandiño-Losada, A., de Leon, A. P., Arango-Londoño, D., Mateus, J. C., Jaramillo-Molina, C., Bonilla-Escobar, F. J., Vivas, H., Vanlaar, W. & Gutiérrez-Martínez, M. I. (2019). Impact evaluation of camera enforcement for traffic violations in Cali, Colombia, 2008–2014. *Accident Analysis & Prevention*, 125, 267-274. <https://doi.org/10.1016/j.aap.2019.02.002>
- Omar, N., Sengur, A. & Al-Ali, S. G. S. (2020). Cascaded deep learning-based efficient approach for license plate detection and recognition. *Expert Systems with Applications*, 149, 113280. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113280>
- Ordúz. (2008). *Las placas de los vehículos son mucho más que letras y números*. <https://www.eltiempo.com/archivo/documento/CMS-4546894>
- Parico, A. I. B. & Ahamed, T. (2021). Real Time Pear Fruit Detection and Counting Using YOLOv4 Models and Deep SORT. *Sensors*, 21(14). <https://doi.org/10.3390/s21144803>
- Park, J., Rahim, N., Lee, S., Ullah, A., Lee, M. & Baik, S. (2018). License Plate Recognition for Parking Management System using UAV Vision, 66-70. <https://doi.org/10.14257/astl.2018.150.17>
- Peng, A. S., Turkmen, A., Eickhoff, B., Finta, M. & Gerads, P. (2019). Design of a Ground Sampling Distance Graphical User Interface for an Unmanned Aerial Vehicle System. *2019 53rd Annual Conference on Information Sciences and Systems (CISS)*, 1-6. <https://doi.org/10.1109/CISS.2019.8692786>
- Qadri, M. T. & Asif, M. (2009). Automatic Number Plate Recognition System for Vehicle Identification Using Optical Character Recognition, 335-338. <https://doi.org/10.1109/ICETC.2009.54>
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R. & Farhadi, A. (2016). You only look once: Unified, real-time object detection. *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 779-788.
- Redmon, J. & Farhadi, A. (2018). YOLOv3: An Incremental Improvement.
- Rodríguez Vázquez, S. & Martínez Borges, A. (2015). Clasificación de células cervicales con Máquinas de Soporte Vectorial empleando rasgos del núcleo. 9, 115-127.
- Rojas, R. (1996). The backpropagation algorithm. *Neural networks* (pp. 149-182). Springer.
- Samsung. (2020). Samsung Especificaciones. <https://www.samsung.com/mx/smartphones/others/galaxy-j5-prime-g570m-sm-g570mzkatce/>

- Sánchez Martín, N., Arias Pérez, B., González Aguilera, D. & Gómez Lahoz, J. (2004). Análisis aplicado de métodos de calibración de cámaras para usos fotogramétricos. *VIII Congreso Nacional de Topografía y Cartografía*.
- Sarkar, S., Totaro, M. W. & Elgazzar, K. (2019). Intelligent drone-based surveillance: application to parking lot monitoring and detection (C. M. Shoemaker, H. G. Nguyen & P. L. Muench, Eds.). 11021, 13-19. <https://doi.org/10.1117/12.2518320>
- Sauvola, J. & Pietikäinen, M. (2000). Adaptive document image binarization. *Pattern Recognition*, 33(2), 225-236. [https://doi.org/10.1016/S0031-3203\(99\)00055-2](https://doi.org/10.1016/S0031-3203(99)00055-2)
- SECOP 1. (2019). Cotización C-11-01-11 proyecto de detección electrónica de infracciones. Floridablanca - Santander. <https://www.contratos.gov.co/consultas/detalleProceso.do?numConstancia=11-1-71856>
- Smith, R. (2007). An Overview of the Tesseract OCR Engine. *Ninth International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR 2007)*, 2, 629-633. <https://doi.org/10.1109/ICDAR.2007.4376991>
- Sobrado, E. Á. M. (2003). Sistema de visión artificial para el reconocimiento y manipulación de objetos utilizando un brazo robot.
- Tan, L., Lv, X., Lian, X. & Wang, G. (2021). YOLOv4 Drone: UAV image target detection based on an improved YOLOv4 algorithm. *Computers y Electrical Engineering*, 93, 107261. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2021.107261>
- Tang, T., Deng, Z., Zhou, S., Lei, L. & Zou, H. (2017). Fast vehicle detection in UAV images, 1-5.
- Tello, J. C. (2006). La visión artificial y las operaciones morfológicas en imágenes binarias. *Una Perspectiva de la Inteligencia Artificial en su 50 Aniversario*, 164-169.
- Theodoridis, S. & Koutroumbas, K. (2006). *Chapter 1 - Introduction* (S. Theodoridis & K. Koutroumbas, Eds.; Third Edition). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-012369531-4/50001-9>
- Totsuka, S., Kageyama, Y., Ishikawa, M., Kobori, B. & Nagamoto, D. (2019). Noise removal method for unmanned aerial vehicle data to estimate water quality of Miharu Dam Reservoir, Japan. *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, 23(1), 34-41.
- Umamaheswaran, M., M. N., Joseph, A. Z., Srinath, N. G. S. S., Priyanka, C. L. & Sankaran, P. (2019). Stereo Vision Based Speed Estimation for Autonomous Driving. *2019 International Conference on Information Technology (ICIT)*, 201-205. <https://doi.org/10.1109/ICIT48102.2019.00042>
- Van Gerven, S., Marcel y Bohte. (2017). Editorial: Redes neuronales artificiales como modelos de procesamiento de información neuronal. *Fronteras en Neurociencia Computacional*, 11, 114. <https://doi.org/10.3389/fncom.2017.00114>
- Vardanega, P., Webb, G., Fidler, P. & Middleton, C. (2016). *Chapter 29 - Bridge monitoring* (A. Pipinato, Ed.). Butterworth-Heinemann. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-800058-8.00029-3>

- Vélez, N. J., Erazo, J. H. & Loaiza, H. (2009). Sistema de clasificación de imágenes basado en técnicas de reconocimiento de patrones aplicado en termografía y robótica. *El Hombre y la Máquina*, (33), 45-52.
- Velsis. (2019). EQUIPO FIJO DE FISCALIZACIÓN DE VELOCIDAD – VSIS – RF. <http://www.velsis.com.br/es/produtos.html>
- Wang, R., Sang, N., Wang, R. & Jiang, L. (2014). Detection and tracking strategy for license plate detection in video. *Optik*, 125(10), 2283-2288. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2013.10.126>
- Xiang, H., Zhao, Y., Yuan, Y., Zhang, G. & Hu, X. (2019). Lightweight fully convolutional network for license plate detection. *Optik*, 178, 1185-1194. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2018.10.098>
- Xu, Y., Yu, G., Wang, Y., Wu, X. & Ma, Y. (2016). A hybrid vehicle detection method based on viola-jones and HOG+ SVM from UAV images. *Sensors*, 16(8), 1325.
- Xu, Z., Shi, H., Li, N., Xiang, C. & Zhou, H. (2018). Detección de vehículo bajo UAV basada en el método YOLO denso óptimo, 407-411.

Parte II

ANEXOS



ANEXO

A.1 ANEXO A

1,Control,(1028.5, 456.5),1016.2716978071198,447.65874146668244,1041.5105906628346466.14664855633856,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1045.5, 132.5),999.8998850993851,50.53940901616146,1092.7878232747605215.9280365694117,1062537.3734224855,867373.9088123152

1,Control,(1027.5, 461.5),1014.936931864696,452.40881554732334,1041.5504592904845471.99206075614,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1046.0, 137.0),1000.5194927024953,56.37497111873772,1092.2502552563546218.94435039837202,1062537.6571467146,867373.9337297982

1,Control,(1027.5, 468.0),1014.2506345608322,458.81898028374496,1041.124920168112478.73244153166576,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1045.5, 141.5),1000.2331249558783,61.684136477236876,1091.8417863632562222.87486168329886,1062538.6182233826,867374.0181343326

1,Control,(1026.5, 473.5),1012.4455501866578,463.00165321736046,1041.1344757841648484.4367935704298,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1045.0, 146.5),999.5949253599514,66.81315755979215,1091.552451838722227.0156381209748,1062538.8755219358,867374.0407310362

1,Control,(1026.0, 479.5),1011.1305251356687,468.40422139307066,1041.154701370506491.0432784553337,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1044.5, 149.5),998.9519384651622,69.74304323034447,1091.9083666923148230.46846407333788,1062540.3376113733,867374.169135962

1,Control,(1025.0, 485.5),1009.195436186579,473.5927001748957,1041.964779623812498.6508961393393,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1045.0, 154.5),998.0908670156009,74.03562803091197,1092.0010853586055235.05180411690262,1062540.8674946995,867374.2156718493

1,Control,(1024.0, 492.0),1009.5581498178655,480.5866635526578,1039.9139170671606504.0113474318253,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1045.0, 158.0),997.0623369611515,76.06516487942996,1093.4656109412952240.70179767839574,1062542.3591629532,867374.3466744724

1,Control,(1024.5, 496.0),1010.852046415282,485.8024804738585,1039.3269256343167507.7883923337163,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1045.0, 161.5),995.633586016196,76.64769866266327,1095.745698726402247.3585958877951,1062542.5876392024,867374.3667399179

1,Control,(1024.5, 502.5),1010.6015480132878,491.5701096633169,1039.8891472116575514.3474866425552,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1043.5, 163.0),994.0042971948969,78.72081327212605,1093.7293612976532248.3910796299146,1062544.9812896894,867374.5769572312

1,Control,(1024.0, 508.5),1010.383789028675,498.1566375396512,1038.2577577443262519.8991382284181,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1042.0, 169.5),992.7382404457153,85.34606509261232,1092.2739301807742254.60298673636402,1062544.7110048195,867374.5532200317

1,Control,(1022.5, 514.0),1009.6834596200384,503.7807476877478,1036.9275914599025525.0922006547759,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1041.0, 173.5),992.1131198968518,90.35339580410373,1090.5779954209431257.45325351277177,1062545.4552451677,867374.618581373

1,Control,(1021.5, 520.0),1007.9615179108129,509.0033310568448,1036.5919023737001531.4900291622788,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1040.5, 179.0),991.500886775141,95.4113040165206,1090.3606130114001263.0371360869276,1062545.7123538512,867374.6411614016

1,Control,(1021.5, 526.0),1006.7387163261897,514.0808684450014,1037.080379450494538.2953056995196,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1040.0, 184.5),990.8885959863701,101.79992461100043,1090.0397202031813268.9641315778374,1062545.9426637837,867374.6613878865

1,Control,(1021.5, 532.5),1007.8554516806872,521.0227837699846,1036.9851095508143544.6172706918861,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1039.5, 188.5),989.8935221446395,104.70304118098845,1090.062882063054273.0282236781617,1062547.1482983443,867374.7672702029

1,Control,(1022.0, 537.0),1007.9375923897769,525.4837752967808,1037.3874058062866549.4553289305115,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1040.5, 192.5),990.4750707106881,108.94444058957406,1091.1399291330313277.04795732982114,1062547.4049445456,867374.789809615

1,Control,(1021.5, 543.0),1007.5304055336122,531.575028538538,1036.042302270548555.0272006576283,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1040.5, 197.0),989.5188086265675,111.04294665274395,1092.7644703485812283.03819361373155,1062548.1493055492,867374.8551815526
1,Control,(1021.5, 550.0),1007.4121263261765,538.3053266705692,1036.1743511506327562.2006693996151,1062379.0,867360.0
2,Vehiculo,(1042.0, 200.5),990.2095941254959,114.98488803039642,1094.3122191273953287.77802908173817,1062549.8965453005,867375.0086292044
1,Control,(1021.0, 555.5),1007.76418659851,544.5936678433602,1035.1947875228848567.3417584338158,1062379.0,867360.0
2,Vehiculo,(1042.0, 204.0),989.3332208446549,116.33391257904728,1095.411358049658292.048330515105,1062550.8855334674,867375.0954850074
1,Control,(1020.5, 562.0),1006.1138899150844,550.0656277817073,1035.3034991363104574.3578558003717,1062379.0,867360.0
2,Vehiculo,(1041.0, 209.5),988.2147901900241,121.29988835917946,1094.6581742422857298.7579273573551,1062551.3584602159,867375.1370188032
1,Control,(1019.0, 567.5),1004.2995023393605,555.2328085374546,1034.6330941316385580.7229026603432,1062379.0,867360.0
2,Vehiculo,(1039.5, 213.5),987.7052984604823,126.99284462266284,1092.495027462859301.8143847505375,1062552.089433468,867375.2012149896
1,Control,(1019.0, 574.0),1005.2329239513709,562.2047896532785,1033.3953301117392586.2284107076377,1062379.0,867360.0
2,Vehiculo,(1038.5, 219.0),986.9833592154181,132.313742850248,1091.547791228532306.0865297294498,1062552.5492977095,867375.2416015983
1,Control,(1019.0, 579.0),1004.5048227643556,566.6303939171715,1034.736770877187592.7011300911166,1062379.0,867360.0
2,Vehiculo,(1038.0, 224.0),986.4147813169216,138.13194471609228,1090.8522793136503310.83384184684746,1062552.5360824706,867375.2404409978
1,Control,(1018.5, 584.5),1005.4174420898142,573.9813689308912,1032.1242135069278596.9547444600172,1062379.0,867360.0
2,Vehiculo,(1038.0, 229.5),985.661108060151,142.81085546243,1091.1588256158716317.0845146420594,1062552.5492977095,867375.2416015983
1,Control,(1017.0, 592.5),1004.0905356802732,581.2780533061941,1030.762874724986604.2815893928844,1062379.0,867360.0
2,Vehiculo,(1038.0, 233.5),985.3640424013022,146.3962223350735,1091.3146776753194321.25288348760614,1062554.5401684856,867375.4164456317
1,Control,(1017.0, 599.0),1003.2782596338496,587.0621959890155,1031.3224152617488611.4063000346108,1062379.0,867360.0
2,Vehiculo,(1037.5, 237.5),983.7456192737051,148.90763533394409,1092.2495709135512327.92777724049665,1062555.744452448,867375.5222093347
1,Control,(1015.5, 605.5),1001.9280050495844,593.6326587543207,1030.6512001265755618.4684648932242,1062379.0,867360.0
2,Vehiculo,(1037.0, 241.5),982.7681082417677,151.6865240826393,1092.336986193439332.26207113317537,1062556.990961771,867375.6316813909

1,Control,(1015.5, 611.5),1001.0723841138741,599.209233566368,1030.756099825833624.8812195162637,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1037.0, 244.5),983.5924020148991,156.5252494427334,1091.198071533906333.73670865494853,1062558.4528409115,867375.7600678479

18,Licencia_vehicular,(1036.0, 319.5),1023.7016708527585,315.02045045248246,1049.2597473269893324.5210302236606,1062521.8863704132,867372.5486945808

1,Control,(1015.5, 618.0),1001.2774928337391,605.6953480968285,1030.2963242493695631.0336047946931,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1037.0, 247.0),983.4005370423329,158.20058392209307,1091.9646337687777336.06856018192093,1062560.4020765114,867375.9312553596

18,Licencia_vehicular,(1037.5, 323.5),1024.3300350154448,318.9305998372397,1051.2338404791544329.0139540528812,1062523.1564337404,867372.6602352179

1,Control,(1013.0, 624.0),998.6556892825269,611.2328048095483,1028.927276778919637.7398670828694,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1035.5, 253.0),981.9726022358108,164.628647755521,1090.3327722470963342.7286599956301,1062560.430971761,867375.933793024

18,Licencia_vehicular,(1037.5, 326.5),1023.6150306087216,321.2432550153798,1052.4059868573722332.0339000924644,1062524.711891999,867372.7968400639

1,Control,(1013.0, 629.0),999.9094016020114,617.7052843039168,1027.491095678308641.4205364651115,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1035.0, 260.0),981.2542011276487,171.5323107917596,1089.9145425419233349.7042124216149,1062559.4418109502,867375.8469220588

1,Control,(1013.0, 637.0),999.6107636128639,625.2675036511849,1027.1470624271217649.1805607185667,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1035.5, 266.0),981.1220880114304,177.28692215969778,1090.306996285222355.47082339882223,1062560.430971761,867375.933793024

1,Control,(1011.5, 643.5),997.5116491704648,631.1461451346801,1026.3823060827842656.4539212197301,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1035.5, 271.5),981.4914613053363,183.9149528925265,1090.0675834468564360.7699867348563,1062560.96388782,867375.9805952547

1,Control,(1011.0, 649.5),996.5566092126338,636.450906944692,1026.945422022814663.5686475066361,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1035.5, 276.5),980.2828492827249,186.23989924831352,1091.3544854668096367.212996506885,1062561.4668474374,867376.0247666239

1,Control,(1011.5, 656.5),997.9191630313234,644.0944197644237,1026.7418727400652669.9917091594423,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1035.5, 279.5),979.1631852720942,187.63135829403575,1092.520463303128372.7530043847511,1062563.3995681237,867376.1945037481

1,Control,(1011.5, 662.0),996.6411923959707,648.7746226329436,1027.2539251914393676.7981631613366,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1034.5, 283.0),977.7328234971501,189.96731236972343,1092.6823976164924377.95658384942124,1062564.3436681197,867376.2774173421

24,Control,(1031.5, 9.5),1016.5461212353259,3.4726596803369567,1047.057807709133416.965688729244587,1062379.0,867360.0

1,Control,(1011.5, 668.5),996.2556983092036,654.9347494533617,1027.3615936683534683.7277004695642,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1035.5, 286.0),978.8148503208558,193.97515622252337,1093.0891893309758379.1141407344762,1062566.0789668884,867376.4298163021

24,Control,(1031.0, 12.5),1014.2440531290285,5.4385140245755785,1048.679944081565720.941595622420312,1062379.0,867360.0

1,Control,(1011.0, 676.0),996.815587219767,662.9257142950491,1026.7315602266935690.7232138009684,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1035.5, 288.5),976.1780984730883,192.03944968417196,1095.6674654748465385.2640049002076,1062568.5301593426,867376.6450871176

24,Control,(1031.0, 16.0),1012.2652656544599,7.486145762287338,1050.431687870232325.045305819152702,1062379.0,867360.0

1,Control,(1011.0, 683.0),996.5186994515415,669.0560249820271,1026.3919797444787697.0911824972073,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1035.0, 296.0),976.0946358983012,200.31482074396422,1094.4408773189182392.6372558830851,1062568.271314934,867376.6223546524

24,Control,(1030.5, 17.5),1010.4127079408887,8.756518756128248,1051.598812133946527.704940351375104,1062379.0,867360.0

1,Control,(1010.0, 690.0),994.5765795983791,675.0984908239799,1026.158766081091705.1732410564896,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1034.5, 302.5),976.2296271170139,207.33396133036712,1093.15213477921398.57409854663075,1062568.5301593426,867376.6450871176

1,Control,(1009.0, 697.5),994.2087151074765,683.6598784572054,1024.4458660287448712.5852151570444,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1033.5, 310.0),975.3558489513084,213.14677683719424,1092.9453622455308407.2150216715114,1062568.5301593426,867376.6450871176

29,Control,(1028.5, 28.0),1018.1534495180841,20.074313192044862,1039.27363774309736.611469788067296,1062379.0,867360.0

1,Control,(1008.0, 704.5),993.4660436892299,690.0319343721586,1023.7429968949838719.115480279132,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1032.0, 315.5),971.4616291498488,213.90088984913115,1093.8330347300368418.80853640266014,1062569.2457233984,867376.7079300238

29,Control,(1029.5, 32.0),1019.7643087567309,24.040470160246358,1040.591753965875340.421212927814395,1062379.0,867360.0

1,Control,(1006.5, 710.5),991.8376689592887,696.8130000869608,1022.2443687697518725.946944280933,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1031.5, 321.0),970.3754236870935,217.31118739511427,1093.1528839140183425.0010707716799,1062569.5199721882,867376.7320153463

29,Control,(1030.0, 35.5),1019.7435214713793,27.540367020820444,1041.106562687505644.5059823269129,1062379.0,867360.0

1,Control,(1006.5, 718.5),991.9718913986848,704.4052082265291,1022.2658539534132733.5472954718048,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1030.0, 323.5),969.9031266538924,220.43072374199974,1091.6654433196634427.8256938374831,1062572.1544131318,867376.9633795744

29,Control,(1029.0, 38.5),1019.1677232646301,30.738401241329694,1039.777704216545347.19768932807524,1062379.0,867360.0

1,Control,(1006.0, 726.5),991.7085424577868,712.3070999819466,1021.9808349072257741.4419128932325,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1030.0, 326.5),971.0685265306408,226.05212678944196,1089.7774007479854427.3620471502218,1062574.6053019317,867377.1786237219

29,Control,(1029.0, 42.5),1020.8903467407251,35.92266952738097,1038.71974709780650.073605888682486,1062379.0,867360.0

1,Control,(1006.0, 733.0),991.5524899548215,719.009050069506,1021.3139852530131747.4748799140647,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1029.5, 329.0),971.1624978139154,230.02219072053222,1088.128788800992428.8929705047144,1062576.5400497238,867377.3485388724

29,Control,(1029.0, 46.0),1020.7765261741215,39.755720029629735,1038.37141525656953.753108677076106,1062379.0,867360.0

1,Control,(1005.0, 739.5),991.1189859225078,726.5716369544637,1019.491534202088753.4441861240097,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1027.5, 336.5),969.1490164069446,236.65648762347797,1086.9504719238935437.8831032304116,1062576.024926526,867377.3032992623

29,Control,(1028.5, 50.0),1020.0554103073049,43.713911185130264,1037.551030622049757.665096107079904,1062379.0,867360.0

1,Control,(1004.0, 746.0),989.9235117792914,732.4476306493009,1019.2148965184049760.0628189654914,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1029.0, 344.0),971.7178766268748,245.5779246181176,1087.1608470939718443.7193390603985,1062575.609523298,867377.2668173487

29,Control,(1028.5, 55.0),1019.7254474413161,47.72783610425826,1038.720148722435463.045921650463455,1062379.0,867360.0

1,Control,(1004.5, 753.5),989.1520630199673,739.0505351343801,1020.1387371646274768.2484704778069,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1029.5, 351.5),971.9850836156766,251.4501741286133,1088.6794538571694452.33909976532516,1062575.609523298,867377.2668173487

29,Control,(1028.5, 58.5),1019.5992910930589,51.082838509558975,1038.49118901193766.23036538947116,1062379.0,867360.0

1,Control,(1003.0, 761.5),987.6722566612517,747.2021077030685,1019.1156702803656776.9941581891576,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1029.5, 358.0),971.7706513289991,258.0948293898629,1088.2692130080177458.67612612083167,1062576.3869516128,867377.3350933532

29,Control,(1028.0, 60.5),1018.498623479795,52.85276682567582,1038.79396225090669.2618433447762,1062379.0,867360.0

1,Control,(1002.0, 769.0),986.2194288863858,754.0171091404219,1018.3301295396956784.6839524537311,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1029.5, 363.0),971.0324803042221,262.40707021733107,1088.7915198959693464.8163185641921,1062577.6370735224,867377.4448826773

29,Control,(1027.5, 64.5),1018.5461075808939,57.331523622143905,1037.16819900631272.26785554514593,1062379.0,867360.0

1,Control,(1002.5, 775.5),986.3877021710678,760.3031275064963,1019.2841394840127791.9457521955175,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1029.0, 366.5),969.6182247356827,263.8585170096187,1089.4861724811003470.2192793979556,1062579.0660023543,867377.5703753429

29,Control,(1027.0, 67.5),1018.1882835385483,60.91630113695195,1036.901746159568175.90565586592619,1062379.0,867360.0

1,Control,(1002.5, 783.0),987.126138279959,768.3230880638047,1018.37613635427798.3963084170807,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1028.0, 370.0),968.0269929372629,266.2075092953612,1088.8606107076364474.0378323414375,1062580.9838285148,867377.7388043867

29,Control,(1025.5, 71.5),1016.5241352341153,64.78070716835197,1035.024212610843579.78816862042814,1062379.0,867360.0

1,Control,(1001.0, 790.5),986.5205788315355,776.4073548214542,1016.9868122223828805.8318911468789,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1025.5, 377.5),965.9424594272126,273.4815581034884,1086.8388839684822482.486229215864,1062580.9543343757,867377.736214126

29,Control,(1026.0, 76.0),1016.2125441380774,68.08758754162764,1036.021707690771884.42850953094721,1062379.0,867360.0

1,Control,(1000.5, 797.5),985.5758291471277,783.1465593904215,1016.5637444333108812.9893260487287,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1025.0, 381.0),964.9671463624561,275.4361091794386,1086.9316292363626487.46780742018007,1062582.6598351696,867377.8859961417

29,Control,(1025.0, 79.5),1015.2875273668762,71.19642981602604,1035.282582377909288.02663310722045,1062379.0,867360.0

1,Control,(1000.0, 805.5),985.325034702416,791.3631639448413,1015.6811095113102820.7007376497927,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1026.0, 386.0),966.1061277369223,281.2514277816025,1086.8003568815182491.77846845284,1062584.1657245094,867378.0182477017

29,Control,(1025.0, 83.5),1016.492385482458,76.1572626159697,1034.734189211586791.23605841386716,1062379.0,867360.0

1,Control,(999.0, 814.5),984.4311501861167,800.1567007390674,1014.8660379606335829.2939894275389,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1026.5, 392.5),966.3353703612285,287.90722501490666,1087.003873426705498.454984600437,1062585.4300599888,867378.1292853027

29,Control,(1025.5, 86.5),1016.2461344343282,79.23360638139687,1035.313150439981494.94689269628938,1062379.0,867360.0

1,Control,(998.5, 821.5),984.1513766275469,807.822189477084,1013.8853749321412836.2190085437372,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1026.5, 399.5),966.8344293524411,294.86434804970526,1087.3560739840552505.38168061338604,1062585.4460748734,867378.1306917762

29,Control,(1025.0, 90.0),1015.8622006797467,82.91528044345881,1035.155943177852198.84669722074125,1062379.0,867360.0

1,Control,(998.0, 829.0),983.5781982995934,815.1771810368914,1013.2622931649006843.5264658515499,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1026.0, 404.5),965.4946444502863,298.6383908844755,1087.0689540438184511.7422333868134,1062586.6637517086,867378.23763168

29,Control,(1024.5, 94.5),1015.7019426719461,87.46734534602399,1034.47297046662102.82378936205478,1062379.0,867360.0

1,Control,(996.0, 836.5),980.1280199720829,821.3283516966575,1012.652955719363852.5357996825908,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1024.0, 408.5),964.4177606172453,303.8315893127007,1084.9277346711738514.604711560374,1062588.3685513479,867378.3873521182

29,Control,(1024.0, 98.0),1014.6218171887211,90.37080460837282,1034.5865589166149106.83488750080657,1062379.0,867360.0

1,Control,(995.0, 844.5),979.2812981059088,829.4967150401121,1011.1593294843532860.010741754231,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1023.5, 411.5),962.9668915588823,305.6073145518232,1085.1740620872665518.744959586373,1062590.8199719188,867378.6026429675

29,Control,(1023.5, 101.5),1014.3419760956516,93.97741208613122,1033.8764397386312110.19604517657899,1062379.0,867360.0

1,Control,(994.0, 852.5),978.3052235752476,837.598120675712,1010.6418341009552868.4923157431506,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1023.0, 420.0),961.0117245628874,311.37367851026056,1085.3938837120313529.3148768365288,1062590.5926202193,867378.5826762832

29,Control,(1022.5, 105.5),1013.7741025360519,98.50402278511292,1032.7661377623515113.95722059591043,1062379.0,867360.0

1,Control,(993.5, 860.5),977.4647171578973,844.9992870033966,1010.9689040882329877.3391151182944,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1023.0, 424.5),961.9561767847588,316.0246773752368,1085.7804244216227533.7995121386837,1062592.3136341036,867378.7338207033

29,Control,(1022.5, 109.5),1013.484423802547,102.7284854156585,1032.4476423517401117.88299291226366,1062379.0,867360.0

1,Control,(992.5, 868.0),976.711176921929,852.786581552986,1009.6293705172793884.3779487752971,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1023.5, 432.5),961.3017214424626,322.2168120626646,1086.3358059630398543.1571110057557,1062592.1208605843,867378.716890775

29,Control,(1022.0, 113.5),1012.9205878385939,106.15311842645663,1032.1460646538753121.19800810792309,1062379.0,867360.0

1,Control,(992.5, 876.0),976.3216043177529,860.7356170044645,1009.2703792245669892.6706015088259,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1024.0, 438.5),961.7310582279732,327.6771803911184,1087.2021104730015550.4315783749628,1062593.112067707,867378.8039414532

29,Control,(1021.0, 118.0),1011.3947996466455,110.61633466104534,1031.3795682392065126.28764291275408,1062379.0,867360.0

1,Control,(992.0, 884.5),976.4855034589945,869.3863494472764,1008.2155778523995900.135660971564,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1024.0, 446.0),962.0190040416142,335.4771118580263,1086.781902515017557.5662191405511,1062593.6165714255,867378.8482484298

29,Control,(1020.5, 121.5),1010.2242862979014,113.48669417479165,1031.7224487946642130.69563417977224,1062379.0,867360.0

1,Control,(991.0, 893.5),974.6518000721574,877.6649819319356,1008.4494396897369910.6081872062942,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1022.5, 450.5),961.7415958321293,342.20926819062265,1084.3992316929707559.3854884359138,1062595.7899662259,867379.0391222513

29,Control,(1020.5, 126.0),1010.7727003351516,118.33257887783174,1031.508258328266134.85194143583234,1062379.0,867360.0

1,Control,(990.5, 901.0),974.2406935717976,885.1240619000648,1007.6455988688388917.5727263870024,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1021.5, 453.5),960.7359642802076,346.53244457697883,1083.0848375659007561.7834091654229,1062597.9640963832,867379.2300606539

29,Control,(1020.5, 130.0),1010.0052311615134,122.045030824362,1031.160480636458138.92412634639982,1062379.0,867360.0

1,Control,(989.5, 909.0),973.8264590016264,893.5832366619019,1006.3406062270117925.1585440955546,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1020.0, 461.0),958.2476853906537,351.26708855201,1082.745038944779571.7474931562197,1062598.1908681206,867379.2499764042

29,Control,(1020.0, 133.5),1010.0879950339969,125.94292153297621,1030.6820559862629142.30108249581545,1062379.0,867360.0

1,Control,(989.5, 918.0),973.4108995198187,902.437520629955,1006.1642314753891934.333896742518,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1020.5, 465.5),957.7339863975648,352.88745565933823,1084.1961200865333579.2316317383883,1062600.3990024058,867379.4439011477

29,Control,(1019.5, 138.0),1010.1963280389589,130.57723813555393,1029.799781368195146.0617699375363,1062379.0,867360.0

1,Control,(988.0, 926.5),972.6534349917616,911.4174962693953,1004.769196597822942.7719323978728,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1019.5, 471.0),956.3123636405951,356.5919737353436,1083.4046009409024586.4484157194414,1062601.876711842,867379.5736778671

29,Control,(1018.5, 141.5),1009.6548467265036,134.82637724823167,1028.741390729747149.97756078884245,1062379.0,867360.0

1,Control,(988.0, 935.5),971.2475015892542,919.1348281657589,1005.4137295058746952.9296828856773,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1018.5, 477.0),955.7390005995179,362.40479572916627,1082.5056045951615592.9103319932901,1062603.304723122,867379.6990899505

29,Control,(1019.0, 146.0),1009.9979956616461,138.92018181415892,1029.8570580684427154.62216161129513,1062379.0,867360.0

1,Control,(986.0, 943.0),970.8674207343563,927.6732681673795,1002.9591783782572959.1510009851273,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1019.0, 484.0),956.1689076198232,369.694995131347,1082.2048805432764599.7314725282995,1062603.6324650387,867379.7278731941

29,Control,(1019.0, 150.0),1009.1707238560773,142.29925919517393,1029.2617145693794158.2022263274059,1062379.0,867360.0

1,Control,(986.0, 952.0),969.1583584631521,935.2253995193472,1003.6182991646107969.0881648854132,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1017.5, 490.0),956.4088854084255,378.20378731712367,1079.4265258231003602.7472317249085,1062605.0421380748,867379.85167476

29,Control,(1016.5, 153.5),1007.2534079080076,146.06304819417474,1026.7120865749043161.38486455644298,1062379.0,867360.0

1,Control,(985.5, 960.5),969.4078585649501,944.9970420206364,1002.3492259738883977.128919511627,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1015.0, 494.5),952.331144050615,379.228811373945,1078.5951513228808610.2473866758799,1062606.926434695,867380.0171591426

29,Control,(1015.0, 157.0),1005.4744116779161,149.9783716795996,1025.466905494829165.74410134711255,1062379.0,867360.0

1,Control,(985.5, 969.0),969.321236124962,953.0489697392901,1002.1286771227642985.1256523708189,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1016.0, 502.5),953.44045589816,387.3267916862393,1079.619302806284618.7582572005892,1062607.201341948,867380.0413022932

29,Control,(1014.5, 161.5),1005.6766125348198,154.60656478661758,1024.845899561704169.87738488963325,1062379.0,867360.0

1,Control,(985.0, 978.5),968.5680962312567,962.3867376806292,1002.1465556035757995.1019638738385,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1017.0, 509.5),953.9800008013038,392.21013862729717,1081.280933536665627.0330016535095,1062608.4677738778,867380.1525240104

29,Control,(1015.5, 166.0),1005.5985088558926,158.18779778830051,1026.173510777381174.60330784472595,1062379.0,867360.0

1,Control,(984.5, 985.5),967.136858403713,968.916289850869,1002.02975710607391003.1783292790211,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1017.0, 514.5),954.2652604245004,398.46502942611255,1080.5573531443222631.9175872372189,1062609.4584623158,867380.2395291362

29,Control,(1014.0, 170.0),1004.0885300929675,162.68196028724773,1024.2706888891935178.86493412095967,1062379.0,867360.0

1,Control,(983.0, 993.5),965.8523194117665,976.9995486247942,1001.46619009762471011.8433589858803,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1016.5, 521.0),953.3358701145172,403.2780427763828,1080.6928122131756639.4384842604511,1062610.2229431276,867380.3066680536

29,Control,(1012.5, 174.0),1003.7100312015493,166.88418470816552,1022.6823723896381182.30933120011,1062379.0,867360.0

1,Control,(982.5, 1003.0),965.2616560882303,986.9788258144272,1000.08575639089751020.7380593911895,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1017.5, 528.0),954.9886417176134,411.47319714828063,1081.3859080951206645.3416958058287,1062611.4929009255,867380.4181994229

29,Control,(1013.0, 178.5),1003.2368419073656,170.96258632392662,1023.1399471703131187.43743970749424,1062379.0,867360.0

1,Control,(980.5, 1013.0),961.329277842668,994.4227410191518,1000.00610904060361032.3783466176947,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1016.5, 534.0),954.7740818539406,419.0048402714902,1079.891050371993649.3004990217922,1062613.4762854753,867380.5923859943

29,Control,(1013.0, 183.0),1003.8835477895861,175.63671184627174,1023.1367131936582191.8390431629831,1062379.0,867360.0

1,Control,(980.0, 1022.0),962.2438130212307,1004.1131462490735,998.89182095547031040.4335928837136,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1013.5, 543.5),951.3960472131143,428.9159408890735,1076.0080896478314659.1525486799682,1062613.1445136021,867380.563248828

29,Control,(1011.5, 187.0),1002.8402263337478,179.90402077948815,1021.8611541695775195.9924559221113,1062379.0,867360.0

1,Control,(979.5, 1031.5),960.5213790943825,1012.1508390183159,999.34470466443271051.0275552435562,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1012.5, 548.0),949.2945945747126,431.09287364550687,1076.0821881726288665.9205305286916,1062615.56254763,867380.7756075745

29,Control,(1011.0, 191.5),1001.7785405745645,183.34077407051458,1021.4248119900689200.0450319522135,1062379.0,867360.0

1,Control,(978.5, 1040.5),961.2604127230372,1023.351036412373,996.87145877087221058.7001533462233,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1014.0, 552.0),950.5807517028127,434.34294118870963,1078.0086875730976670.8787202979208,1062618.0829686895,867380.9969582463

29,Control,(1010.5, 195.5),1001.1015630107566,187.77936962291759,1020.2690156447389204.06155715204645,1062379.0,867360.0

1,Control,(978.0, 1048.5),961.8815536576633,1032.6479139620742,995.66369652885131065.8130906565696,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1013.0, 557.0),949.9985089902311,438.64204303875124,1077.903259203082676.4555305949099,1062619.526087192,867381.1236970898

29,Control,(1010.5, 200.0),1001.5292909985312,192.61262489924783,1020.5109812584038208.72363459714535,1062379.0,867360.0

1,Control,(976.5, 1057.5),959.9142058442666,1041.0949503174927,994.76882908856621074.8155053725202,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1012.5, 564.5),948.1254435022678,444.67001134043574,1077.5763119309663685.5632316589716,1062620.2915053638,867381.1909183289

29,Control,(1011.0, 204.0),1001.6571091149318,196.2584585686066,1021.3394682055646212.96650877591273,1062379.0,867360.0

1,Control,(976.0, 1066.0),961.7469605319826,1052.5513040937167,991.94521501024561080.5141643292275,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1012.0, 571.5),947.7144845356238,451.35594014339557,1077.182930417304692.7281822453998,1062621.0217699634,867381.2550522796

29,Control,(1010.5, 209.0),1001.7654570449687,201.42665544363487,1020.9548546758009217.7037986628724,1062379.0,867360.0

1,Control,(976.5, 1071.0),964.3687239847062,1060.4273829398305,989.82853520932971082.5036665187113,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1011.5, 577.0),947.7476902058305,456.9823037143888,1076.8814540523304698.4911124896302,1062620.743358816,867381.2306014068

29,Control,(1011.0, 213.5),1001.1553397560218,205.21456535161047,1021.5009265370943222.6460114219093,1062379.0,867360.0

1,Control,(976.0, 1079.0),964.5368286650722,1069.2334954892438,988.41865922943351089.9414307402437,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1010.0, 586.0),945.4511199379061,464.17130225591706,1075.8238435118374708.9793283156887,1062620.222370225,867381.184846681

29,Control,(1010.0, 217.5),1000.6739352190788,209.77857085323296,1020.6787174217147226.987548335576,1062379.0,867360.0

2,Vehiculo,(1009.0, 592.0),944.4276115072848,469.97813598413416,1074.9559315325846715.3438858414671,1062561.8073591902,867376.0546713514

29,Control,(1010.5, 222.5),1000.2424946170971,213.99478819373041,1021.2833392647816232.41946355064115,1062380.0,866985.5

2,Vehiculo,(1008.0, 598.0),943.8466704491115,476.57024770828195,1073.5455935553719720.786631900595,1062562.2989052092,867376.0978403455

29,Control,(1010.5, 226.0),999.5646960462203,216.79459618655278,1022.0329837689908236.9476126387366,1062381.5,866984.5

2,Vehiculo,(1008.0, 605.0),942.3683782224491,480.8273399380185,1074.3153720127416730.4916995715424,1062564.0073415965,867376.2478801735

29,Control,(1008.5, 232.0),997.9565437862993,222.2069303629902,1020.5395396582861242.40238612269798,1062381.5,866981.0

2,Vehiculo,(1006.5, 611.5),940.7189945574123,486.831070777408,1073.1238216259414737.2054594399814,1062564.2499569783,867376.2691873584

29,Control,(1008.5, 236.0),998.7532791414629,227.42870146082578,1019.7847011091714245.68914190066516,1062381.0,866980.5

2,Vehiculo,(1005.0, 617.5),939.811636253822,494.15755338066504,1071.0210550280378741.466806941471,1062565.2314921499,867376.3553886178

29,Control,(1007.5, 240.5),997.4093950142859,231.90478821583716,1018.5101945491142250.03670742789114,1062382.5,866978.5

2,Vehiculo,(1004.5, 626.5),938.0691055200369,501.3368431256464,1071.013806483209752.0430647684386,1062567.4259551922,867376.5481127133

29,Control,(1007.5, 245.5),996.4142595831473,236.06915868688822,1019.2498208254484255.47556605820452,1062382.0,866974.0

2,Vehiculo,(1003.5, 633.0),937.5076844267833,507.1250257478641,1070.967994317107759.7303078981394,1062568.1625450468,867376.6128021661

29,Control,(1007.0, 250.5),994.921884068907,240.12685096041076,1020.6565262153966261.925297033921,1062383.0,866972.5

2,Vehiculo,(1003.0, 640.0),936.2145927263555,512.3873140233451,1070.777318143314768.2978040485044,1062569.1387641055,867376.6985365491

29,Control,(1007.0, 255.0),995.555999673705,245.3938243567607,1019.9983324581472265.6197744017022,1062383.0,866970.5

2,Vehiculo,(1003.0, 646.0),936.454389732779,518.1070772421285,1070.6796661263697774.5765632686091,1062569.8709287466,867376.7628373669

29,Control,(1007.0, 259.5),996.2109951012683,251.23900846343702,1018.0783709737589268.7595009496067,1062383.0,866969.0

2,Vehiculo,(1002.5, 653.5),935.1948891335663,525.3158175669886,1070.0829301024778782.5989037271261,1062571.337891464,867376.8916702783

29,Control,(1005.0, 264.5),993.9751584208594,255.22545915325372,1017.8041941950058274.4615335774421,1062383.5,866966.0

2,Vehiculo,(1001.0, 659.0),933.939118570628,530.4649683466321,1069.3686724085355788.0075871382286,1062571.5793140468,867376.9128727083

29,Control,(1005.5, 269.5),992.7219756863053,259.2356389070107,1019.5039123267519280.9636954947915,1062383.0,866965.5

2,Vehiculo,(1000.0, 668.0),931.2977564029857,536.1403498489474,1069.9983056944884800.965863205789,1062573.5404833006,867377.085108268

29,Control,(1005.5, 275.0),993.0576255132746,265.1102625535047,1018.1024503639456285.2993210819392,1062384.5,866961.5

2,Vehiculo,(997.5, 676.0),929.6125107641886,545.2743374092586,1066.4095139278213807.5995068921605,1062574.7812451608,867377.1940755654

29,Control,(1004.0, 280.0),992.1876488496864,270.5445772227444,1016.5956688317377290.02908864056076,1062387.0,866959.0

2,Vehiculo,(996.5, 685.0),929.3135531509076,555.1290606316215,1064.7297796128964815.7385714177813,1062576.7287325754,867377.3651095465

29,Control,(1002.0, 284.0),990.9459476316958,275.0560103636736,1014.3245128845563293.60505693675276,1062386.5,866955.0

2,Vehiculo,(997.0, 690.5),929.1632957721048,559.9388024061907,1065.5225224720866822.4857165314553,1062577.442050036,867377.4277551504
29,Control,(1002.0, 288.0),989.959751443514,278.54486065487504,1015.3914403837906298.7568561255089,1062384.0,866953.5
2,Vehiculo,(997.0, 697.0),928.1091617075879,564.1572246491608,1066.223202331769830.0252152917657,1062578.6622967976,867377.5349207525
29,Control,(1002.0, 293.5),990.0345861094004,284.2929611813729,1014.697364879025303.80889179201534,1062384.0,866951.0
2,Vehiculo,(995.5, 702.5),925.5872387865256,566.1918751778618,1066.7015250044547839.1748810466097,1062578.672589572,867377.5358246937
29,Control,(1002.0, 297.5),990.3724448059897,288.3061052373083,1014.8488092189756307.52297293148797,1062385.5,866951.0
2,Vehiculo,(994.0, 713.0),923.3083869044199,574.5844331362271,1065.6471489165283852.1787820651838,1062581.857849473,867377.8155634367
29,Control,(1001.5, 302.0),990.3402098590947,293.61607007730805,1013.11067809667311.3883272563984,1062387.0,866944.5
2,Vehiculo,(993.5, 721.5),923.8244229544238,584.1210465784898,1064.5540430291182859.513167053861,1062583.810032708,867377.9870098183
29,Control,(1000.5, 305.5),988.8078723386601,296.714580689967,1013.3418013366789315.97942029371757,1062387.0,866940.5
2,Vehiculo,(993.5, 729.5),923.349409744221,591.4878615937226,1064.88210629169868.5569890493506,1062585.9976138137,867378.1791295222
29,Control,(1000.5, 311.5),987.8903705114875,301.7051206369423,1014.4508046079565322.7771714485557,1062386.0,866936.0
2,Vehiculo,(993.0, 736.0),922.3317122907303,596.6806593734042,1064.5869743075407876.2894031244657,1062586.2458161016,867378.2009273655
29,Control,(999.5, 317.0),987.9790521074026,307.9837058844036,1012.5539556256223327.2133325299669,1062386.5,866935.5
2,Vehiculo,(991.0, 741.0),920.3594553394968,601.0480549946493,1062.8387205066845881.5601334455991,1062586.0109949869,867378.1803046955
29,Control,(998.5, 321.5),987.2396433855791,312.8932110430571,1010.5936705794661331.3202210117572,1062387.5,866936.0
2,Vehiculo,(990.5, 751.0),919.5234842965588,610.3455644552329,1062.3080935087594892.4434306867697,1062588.6905199916,867378.4156283363
29,Control,(997.5, 326.5),985.8269148746444,317.1977212158058,1010.3928652869278336.67951959186985,1062387.0,866930.5
2,Vehiculo,(990.5, 758.0),919.7127587171898,616.938264068335,1062.3152170377223900.2312163367768,1062589.6581391618,867378.5006074522
29,Control,(998.0, 332.0),985.9200075657936,322.6022328314965,1011.0331629399145342.4594568591657,1062386.0,866928.5
2,Vehiculo,(989.5, 767.0),918.8628315330416,624.4585154205816,1061.988578526709910.110159664963,1062591.3794330158,867378.6517764601

29,Control,(998.0, 337.0),986.6337517156162,328.4272102289784,1010.004171730173346.4671315898613,1062387.5,866925.0
2,Vehiculo,(990.0, 773.5),918.0988859432296,629.0532609531158,1062.3567453143498918.1622047006565,1062592.1068847126,867378.7156633735
29,Control,(996.5, 342.0),985.965268052274,333.775065039193,1008.5779917443446351.0821986826163,1062387.0,866923.5
2,Vehiculo,(989.5, 779.5),917.1191201907553,633.8440103353892,1062.5812601242603926.1695838970519,1062592.586571538,867378.7577908587
29,Control,(997.0, 346.5),986.3720355177506,338.90214908167076,1008.8208696770499355.9531007501217,1062386.0,866922.5
2,Vehiculo,(987.5, 784.5),915.8184722144061,639.3682741912687,1060.3721033461693930.8922107529925,1062592.853589697,867378.7812411663
29,Control,(998.0, 352.5),986.304862322417,343.9504441035202,1010.5055022220864362.2632603792124,1062388.5,866922.0
2,Vehiculo,(987.0, 795.5),913.4945392748162,645.1768544606997,1061.4008533477463946.1638426891934,1062595.3106362245,867378.9970261033
29,Control,(997.5, 356.5),985.2342374674747,347.6676349616182,1010.2122749698417366.43409239646127,1062390.0,866917.0
2,Vehiculo,(987.0, 803.5),913.939576294156,653.048584011684,1061.1553665874308954.9498366346105,1062597.2567136134,867379.1679362518
29,Control,(996.0, 361.0),984.8825265301462,352.1668909321816,1008.7465797417858370.4565698369842,1062389.5,866913.0
2,Vehiculo,(987.5, 811.0),915.0127890822872,661.7334387067926,1060.2228886273033961.2641203450908,1062598.700113141,867379.2946997758
29,Control,(995.5, 366.5),985.2333098406823,358.97789262434,1006.3922313993176375.0824084255891,1062387.5,866910.0
2,Vehiculo,(986.5, 817.5),914.9890341232024,668.7501567655625,1059.6961035953498967.9317590833111,1062599.1928960232,867379.3379773946
29,Control,(993.5, 370.5),982.9960848314065,362.60064949103185,1005.8303362853767379.9557321931101,1062388.0,866909.0
2,Vehiculo,(986.0, 823.5),913.5038409238516,671.8269961790519,1059.6989885050389976.7273887661063,1062600.155640755,867379.4225284233
29,Control,(994.5, 376.5),983.1728255458924,368.457613648428,1006.028191095393385.56419990762896,1062386.5,866907.0
2,Vehiculo,(984.5, 835.0),911.6644813024607,680.6266678266807,1058.4005157187412990.2428102988671,1062602.863306563,867379.6603234708
29,Control,(994.0, 381.5),982.5199299990546,373.1371289743866,1006.2285433014296390.815717713412,1062389.0,866901.5
2,Vehiculo,(984.5, 841.5),910.7217561314169,683.7768402197972,1059.48632924598561000.996795459735,1062603.590164132,867379.7241582061
29,Control,(993.5, 386.5),982.7357360389772,378.67605409124667,1005.8692822031517395.9112545542573,1062388.5,866900.0

2,Vehiculo,(984.5, 850.0),911.739942335994,692.5694035541078,1058.56552686261881008.0731375796789,1062605.293406705,867379.8737418983

29,Control,(993.0, 391.0),981.3081867307549,382.5546687580461,1005.95583441626400.9523205013292,1062388.0,866896.5

109,Vehiculo,(1763.0, 61.0),1685.3264306584103,0.0,1841.6832633763224122.8084824966915,1062796.9281300392,866932.4132518693

2,Vehiculo,(984.5, 858.0),912.0459858900151,701.6159186490564,1057.69447941091721015.6667349092287,1062606.9969888302,867380.0233554109

29,Control,(993.5, 396.5),981.0825963430112,387.1483710044719,1006.9946658817989406.6138076881512,1062387.5,866893.0

109,Vehiculo,(1763.0, 62.0),1684.1503418434731,0.0,1842.0125848105085124.52064864361951,1062797.074544828,866928.9700218869

2,Vehiculo,(984.0, 864.0),912.3487502931318,708.7587447707812,1056.55932402399231020.1928314216054,1062607.2504116683,867380.045611738

29,Control,(992.5, 401.5),979.4072708280419,391.9943602515908,1006.4478905344456412.5139461830777,1062388.5,866892.5

109,Vehiculo,(1763.5, 62.5),1684.843463766474,0.730333541462393,1843.0959329983864125.78944061125907,1062799.6253579247,866928.6062187813

2,Vehiculo,(982.0, 868.5),910.5461120777362,713.1872222808264,1054.1282391056381024.2087719461601,1062607.0168445753,867380.0250992

29,Control,(991.0, 408.0),978.1932769906516,398.21583742888987,1004.895717684469418.5047999081075,1062389.5,866893.0

109,Vehiculo,(1763.5,
67.0),1679.5635614968442,0.26841714885773627,1848.1871264711913134.71604697572846,1062801.6890154039,866929.1996322594

2,Vehiculo,(981.0, 879.5),909.1222165164882,721.8646461491657,1053.99305289689261038.6063659354581,1062609.207599594,867380.217497646

29,Control,(990.0, 412.5),976.6387522570491,402.411384461702,1004.7334426015084423.8961652736147,1062389.0,866888.5

109,Vehiculo,(1764.0, 68.5),1678.5550822191312,0.31934362325976906,1850.4411755419274137.3682707560381,1062802.4515486618,866924.810511584

2,Vehiculo,(980.5, 888.5),909.0988690178414,731.4734895360424,1052.16212600407061046.3985861426436,1062611.3987214565,867380.4099283094

29,Control,(989.5, 417.5),976.9228686392861,407.7479385139,1003.8185831724228428.40244990532204,1062388.5,866884.0

109,Vehiculo,(1764.5, 71.0),1680.9271305628076,3.2595331382677557,1849.9182018484773139.20818143693214,1062802.8942532346,866920.393302628

2,Vehiculo,(981.0, 897.0),910.3302310011396,740.1480084391089,1052.25391246669441054.294859522921,1062613.0976972173,867380.5591372777

29,Control,(990.0, 422.5),976.7505929061759,412.23275920371714,1004.4618143776452433.8472912664473,1062387.5,866880.5

109,Vehiculo,(1765.5, 72.0),1680.3312011399835,3.752393142330618,1851.8520114659614141.73615609552138,1062802.9174222078,866916.9831602884
2,Vehiculo,(979.5, 903.0),908.5798422651844,745.8012430159382,1051.25955442247251061.5788780039325,1062613.6050542064,867380.6036948368
29,Control,(990.0, 428.5),977.5232279306676,418.32958750715994,1003.8746867766815439.0094862500813,1062389.5,866879.5
2,Vehiculo,(978.5, 908.0),906.2349563723245,747.0233436128561,1051.29326774347061069.2950527599448,1062613.128230704,867380.5618188168
29,Control,(990.5, 433.5),978.192239058997,423.77508392372687,1003.9977034539342444.06323260135724,1062390.5,866880.5
2,Vehiculo,(977.0, 911.0),906.0776702543279,753.8029635519753,1048.0041871903171069.3360850435558,1062612.177789751,867380.4783483417
29,Control,(990.5, 438.5),977.731127425932,428.9407347062068,1004.118783209182449.73926701065574,1062392.5,866882.5
2,Vehiculo,(976.5, 921.0),906.7913011468057,764.7240456734078,1047.35224256109151078.883859818246,1062614.6244544664,867380.693221518
29,Control,(989.5, 444.0),976.6563923110344,434.0009185962143,1003.1240894588337454.98572601924,1062393.0,866877.5
2,Vehiculo,(976.5, 928.0),909.2569078941688,776.5127749570709,1044.96553353688021080.8705273623175,1062615.3427404477,867380.7563034716
29,Control,(988.0, 450.0),975.9717407050811,440.33047987319327,1001.0726263770073460.0719538503147,1062392.0,866876.0
2,Vehiculo,(975.0, 933.5),909.2960119108183,786.6690266744712,1041.6803262145621081.2588529628138,1062615.09876083,867380.7348764755
29,Control,(987.5, 454.5),974.9536946683143,444.4987598576066,1001.0715909144593465.0915433579772,1062392.0,866876.5
2,Vehiculo,(974.0, 937.0),908.5272530316939,792.1262371631595,1040.62947697774421082.4492034672849,1062614.6175019927,867380.6926109316
29,Control,(986.0, 460.0),972.9695407855617,449.20104232978036,1000.7436057074607471.40181580127455,1062392.5,866877.5
116,Vehiculo,(1779.5, 134.5),1697.360007657962,28.931650814204403,1862.670749475646241.036805736709,1062811.157572468,866914.2677196616
2,Vehiculo,(973.5, 940.0),908.7366215385937,798.5350946503178,1039.8090745740011082.6612370583068,1062613.3844278802,867380.5843187943
29,Control,(985.5, 465.0),972.040528470862,454.7252448870839,999.5349911031124476.89599838216765,1062391.5,866880.0
116,Vehiculo,(1779.0,
133.5),1701.5442343194413,34.129270579143395,1857.7519773330753233.1299204164253,1062811.2778551134,866916.8661061258
2,Vehiculo,(973.0, 943.0),908.2907326208795,804.6221674436308,1038.07624159153421082.498360264526,1062612.4084893328,867380.4986090467

29,Control,(985.5, 471.0),973.9260111874075,461.2381905294955,998.8039806347315481.42653159908645,1062391.5,866882.0

116,Vehiculo,(1780.0,
136.5),1702.7582876024455,38.611515165630166,1858.618384131606235.69920169715442,1062812.2943749463,866918.9553798394

2,Vehiculo,(973.0, 946.0),909.1168034023025,811.9453052346244,1037.18302606202221081.5552563137296,1062610.9445867548,867380.3700448856

29,Control,(986.5, 477.5),974.1417693133615,467.50753670822735,999.8121371970304488.25330866440163,1062391.5,866885.0

116,Vehiculo,(1781.5,
141.0),1703.0104396436348,42.783492117439295,1860.4593371140072240.32353434429533,1062812.8989114733,866922.0084719869

2,Vehiculo,(971.5, 950.5),909.2132129836049,821.0872469369712,1034.41972870098081080.3364187108468,1062610.0041151035,867380.2874499433

29,Control,(984.5, 482.5),971.9643494792005,472.29204016462546,998.4804043992316493.8891359745246,1062394.0,866887.0

116,Vehiculo,(1784.5, 150.0),1706.1524655817525,52.563118488145605,1863.6847092920866248.38092433979284,1062816.89439345,866924.1398095422

2,Vehiculo,(969.5, 954.5),908.3360973493793,828.8578652094611,1031.65889439677951081.0839166299136,1062609.5162254914,867380.2446020655

29,Control,(984.0, 487.5),972.6632055969131,478.49969033948315,996.4751991924801497.8194472769082,1062394.0,866888.0

116,Vehiculo,(1786.0, 147.5),1708.483819049739,51.55435577178078,1864.9157997146197244.8960976178729,1062819.2116064806,866925.3433138968

2,Vehiculo,(969.0, 957.5),908.2266689432425,834.7536389940955,1030.52272463582651081.2292343171778,1062608.540449403,867380.1589065854

29,Control,(983.0, 493.5),970.4441723804829,483.2759743704493,996.2020606571781504.40568272680616,1062394.0,866890.0

116,Vehiculo,(1788.0, 153.0),1713.464937006351,62.0867213336732,1863.1722530798781244.31988117324153,1062820.6552626702,866927.4700999615

2,Vehiculo,(967.5, 961.5),907.7388982272851,842.6957136794772,1028.59303302818921081.167937688565,1062607.57262638,867380.0739095665

29,Control,(981.5, 498.5),967.4031400659219,486.91797628550756,996.4497376686988511.23455427459766,1062394.5,866892.0

116,Vehiculo,(1789.0, 155.5),1716.788828226788,67.10342338555043,1862.3990310234137244.3492905944714,1062822.7550856385,866929.6106010447

2,Vehiculo,(966.5, 965.5),907.7657202578678,850.707269569155,1026.4014784286841081.033813240973,1062607.076793209,867380.0303640624

29,Control,(980.5, 504.0),966.8365350107233,492.01623266386986,995.9504498645658516.93448297655,1062394.0,866893.0

116,Vehiculo,(1793.5, 158.5),1716.951578322933,65.4283989747121,1871.5951587153384252.30753168299293,1062825.2032550415,866930.869517814

2,Vehiculo,(965.5, 970.0),907.841855269403,860.7951606663561,1024.2574261982141080.8921484444104,1062606.5889099552,867379.9875167431

29,Control,(979.0, 510.5),965.496097925828,498.96516140956385,993.7349280594577523.4708211032224,1062394.0,866894.0

116,Vehiculo,(1798.5, 171.0),1712.8265141208606,67.09161478498044,1885.359245243471275.03152321097616,1062826.9957737708,866932.0269419966

2,Vehiculo,(966.0, 974.5),908.6984938817626,869.5692837857674,1024.1284065760491080.7545979589902,1062605.5837037265,867379.899236623

29,Control,(979.0, 516.0),965.8524920261642,504.0869898036981,993.3280805142996528.4039878303518,1062392.0,866896.0

116,Vehiculo,(1800.5, 176.5),1711.1350580217984,68.98958862754894,1890.4299063672931285.52298989370115,1062825.8978710372,866934.1061667893

2,Vehiculo,(966.0, 979.0),909.4306024196245,878.5417948879049,1023.73640590584341080.6379562752632,1062605.0957602116,867379.8563840112

29,Control,(979.5, 522.0),966.7208439973856,510.42820439614565,993.7993349133135534.6591979679198,1062392.0,866897.0

116,Vehiculo,(1802.0, 182.5),1710.0295989817703,70.87030649487563,1894.621230495063295.340861122598,1062826.3490399583,866935.1457897497

2,Vehiculo,(967.0, 982.5),910.0251252046719,885.5010218992453,1024.02534649745731080.5363692126714,1062603.8691500826,867379.7486595598

29,Control,(980.0, 527.5),967.5876609369489,516.5838638328997,993.4936438934096539.4633240196829,1062391.5,866899.5

116,Vehiculo,(1799.5, 179.0),1717.1240380452857,80.52805531993641,1882.1129432431019278.3017592085638,1062826.1961538168,866937.6762742933

2,Vehiculo,(967.0, 986.0),910.7288182287817,893.8250289552129,1024.37670086857931079.7614919193004,1062602.9000247456,867379.6635481679

29,Control,(978.0, 533.0),966.3972846010075,522.6800678704797,990.953918196755544.348744119329,1062392.0,866901.5

116,Vehiculo,(1800.5, 176.5),1717.0064171219421,76.59079911366855,1884.4430394962262277.0324482587635,1062829.5824175475,866939.9297543274

2,Vehiculo,(967.0, 988.0),909.3877127547296,897.0694552800496,1025.44090727023351079.442002629306,1062601.1665036476,867379.511305328

29,Control,(977.5, 534.5),966.3055765975844,524.687093698248,989.7133172343681545.2270331596918,1062390.0,866905.0

116,Vehiculo,(1800.0, 175.0),1716.8462154981391,75.23565014672819,1884.6794745588093275.92417981588017,1062828.1668510488,866943.4810809689

2,Vehiculo,(963.0, 991.5),905.4346000122482,904.1148723908855,1021.7381015870491079.9965246665074,1062602.1901369318,867379.6012037656

29,Control,(975.5, 542.0),963.8518760693939,531.9767420631064,988.3358828337315553.4671163765571,1062393.5,866903.0

116,Vehiculo,(1803.5, 186.5),1714.3897891795536,79.91631225387854,1893.0154946999198294.6397573824818,1062833.3542156317,866941.62927021
2,Vehiculo,(962.0, 997.0),905.7889666835083,914.5780819644823,1019.38163883840991080.1675224499127,1062601.19934689,867379.5141897167
29,Control,(975.0, 549.5),962.2598581465627,538.438541554745,988.5934091941481561.5801709995654,1062392.5,866905.0
116,Vehiculo,(1804.5, 194.5),1714.8500310120335,85.47792730682276,1895.9753724742407304.08971041946404,1062832.931036061,866943.6799282494
2,Vehiculo,(961.5, 998.5),904.7870801094914,917.8880548271898,1019.76249735229081080.1984506357662,1062598.2718399994,867379.2570875889
29,Control,(974.5, 552.0),961.6848809902579,540.7653261894103,988.6985000806878564.5305055470726,1062392.5,866911.0
116,Vehiculo,(1805.5, 197.5),1715.4130165292522,88.19820096343136,1896.620835638195307.6330319969912,1062833.5084527796,866949.7306386569
2,Vehiculo,(962.5, 1005.5),908.1954175412874,931.2115403639843,1017.57913380342431080.1930319882308,1062600.4468894461,867379.4481067262
29,Control,(974.5, 559.5),960.9662582873921,547.2723520167989,989.302939464957572.572917494564,1062391.0,866906.5
116,Vehiculo,(1807.0, 202.0),1717.06087842784,92.39515737930026,1897.9293477072401312.08132135613425,1062833.2578116118,866945.3403609652
2,Vehiculo,(962.5, 1011.5),911.3344382295637,944.0170733992483,1014.98140827853161079.4534786766772,1062599.7149433964,867379.3838251058
29,Control,(974.5, 566.5),962.3446834475908,555.3996873250985,987.9124553919287578.0922861077188,1062391.0,866908.0
116,Vehiculo,(1810.5, 209.5),1716.3782348552359,93.88288634297959,1905.5318842181011326.06547695991287,1062834.732262777,866946.9698515339
2,Vehiculo,(963.0, 1013.0),911.1963146000062,947.8879799315512,1015.36570984860521079.1833126547247,1062597.024735373,867379.1475632513
29,Control,(974.5, 568.5),962.9674978860227,558.2801231622213,987.4072965164639579.8555127886175,1062390.5,866913.5
116,Vehiculo,(1811.5, 212.5),1716.6820280190016,94.38665915789697,1907.7687274558343331.2224140110604,1062834.4899392459,866952.4924814272
2,Vehiculo,(964.0, 1020.0),914.7349284132487,961.5897358465005,1014.75295480602151079.0904991928949,1062599.452723182,867379.3607961676
29,Control,(974.5, 577.0),961.5613762457133,565.2116675283722,988.2173386293052589.0904729502865,1062389.5,866908.5
116,Vehiculo,(1814.0,
213.5),1723.4188649569726,101.57595770179718,1905.1296204178122326.55925353561435,1062836.0551913523,866947.7177692913
2,Vehiculo,(964.5, 1022.0),913.8326590904719,965.0262124639956,1016.72417997849221079.048926199901,1062596.2750929599,867379.081727485

29,Control,(974.5, 579.5),961.186977263464,567.6917223269423,988.371199663305592.3730785692281,1062389.0,866915.0

116,Vehiculo,(1814.5,
213.5),1725.7784466950054,103.58735300916516,1904.1919308027389324.3783272921085,1062836.2652317141,866954.2801270908

2,Vehiculo,(955.5, 1025.0),903.1856988289534,971.5692759879755,1008.52338086628041079.7442295496833,1062596.662005332,867379.1157072494

29,Control,(973.5, 585.0),960.9297612346151,573.591984921619,987.2965678516517597.2938042156081,1062398.0,866914.5

116,Vehiculo,(1814.5,
216.0),1726.0337481962479,106.21730856280367,1903.6895516670534326.7470567052566,1062846.2991508956,866953.8709288656

2,Vehiculo,(960.5, 1032.5),911.9681795329382,986.2126778854047,1010.48042868144831079.9759709243299,1062597.532745324,867379.1921781555

29,Control,(972.0, 594.5),959.6699526774884,583.5854501861286,985.4286723916146606.8783931530776,1062392.0,866912.5

116,Vehiculo,(1814.0, 225.5),1728.3932910591304,119.64832890298547,1900.475477949717332.1277556261191,1062840.746194955,866951.9101895686

2,Vehiculo,(963.0, 1035.0),913.0650697115059,990.5596363485759,1013.30281037572271080.0405775234487,1062594.0685188686,867378.8879397623

29,Control,(971.0, 598.5),958.977858765231,587.1179735471351,984.3284868385423610.2530427853235,1062388.0,866919.5

116,Vehiculo,(1814.0,
229.0),1729.2395039122175,125.27849606012526,1899.1614080042189333.9879763386997,1062837.2912488654,866958.9580577805

2,Vehiculo,(964.0, 1040.0),916.006031549089,1000.3410806915657,1012.27854285813291080.0556574928241,1062594.5388655257,867378.929246967

29,Control,(971.5, 603.5),958.0560665610951,591.5446076693945,985.285232283395616.602896382678,1062386.0,866918.5

116,Vehiculo,(1815.0, 232.5),1730.5213364303397,128.53244142772894,1900.967602982795337.20721126433307,1062835.8090905503,866958.003536136

2,Vehiculo,(964.5, 1045.5),920.8114230989373,1012.639191246449,1009.58745806815771079.305884191104,1062594.7829025893,867378.9506790082

29,Control,(971.0, 613.5),958.5053584292654,602.090505121489,984.2173188069642625.9338924492699,1062386.0,866918.0

116,Vehiculo,(1817.5,
238.0),1732.8390980085383,134.90803308380708,1903.0449586304364342.9279935227444,1062838.0361792387,866957.6991255102

2,Vehiculo,(965.5, 1047.0),920.2442757550266,1015.7572535040113,1011.55067111212611079.0628139697656,1062590.62372667,867378.5854081417

29,Control,(970.5, 617.5),958.7865678727048,606.0021059264429,983.7657999250256629.3277770324123,1062384.5,866926.5

116,Vehiculo,(1818.0,
240.5),1733.5754069697384,137.12750650414682,1903.8670592122999344.9267184550656,1062837.2795284654,866966.2644085905

2,Vehiculo,(968.0, 1052.5),926.5038638305399,1027.6257102508575,1010.86956870515191078.9973111854874,1062591.3424058943,867378.6485246312

29,Control,(969.5, 623.5),956.7128305654392,611.2325584049514,983.8178652399245636.3583499560426,1062381.5,866925.0

116,Vehiculo,(1819.0,
243.5),1732.9443080463204,137.78720609939705,1906.9809297346978350.17826087901005,1062835.767691891,866964.8951034095

2,Vehiculo,(954.5, 1061.5),920.8162278279597,1044.7865909529557,989.68009909916421079.7774408357022,1062592.9286459081,867378.78783282

29,Control,(968.5, 632.5),955.1872876021722,620.8073930359125,982.6887999237684645.9433359541409,1062394.0,866922.0

116,Vehiculo,(1820.5,
251.5),1736.257524261897,149.74648061504485,1905.8373593047982354.65486333933296,1062849.5809821703,866962.0104403626

2,Vehiculo,(952.5, 1067.0),928.8049651633296,1055.37713383977,977.0665372465961079.896920392669,1062591.23858332,867378.6394066323

29,Control,(968.0, 637.0),954.2125624211766,624.3370781730101,982.6591833551428650.1168299575306,1062395.0,866925.5

116,Vehiculo,(1820.5,
254.5),1736.8214741331005,153.47838718985616,1905.9781304037097356.1675506994937,1062851.1030453343,866965.5562894606

29,Control,(966.5, 641.0),952.6615887155863,628.0985813579863,981.9179768831643654.7653363923577,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1821.0,
257.5),1734.7445266696934,154.6853709469111,1908.2338049939158361.26305628682053,1062836.1935939516,867400.1520645964

29,Control,(966.0, 647.0),952.8338818306762,634.5336645136682,980.9001791229848660.2434409335641,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1823.0,
261.5),1734.0450532226287,155.0024362302343,1912.8977734643813368.97523723127705,1062837.7068511127,867400.2849632198

29,Control,(965.0, 653.0),951.6357632093351,640.7303011380725,979.8562377207236666.7021759071299,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1825.0, 266.5),1736.0828359752484,160.221438468379,1914.2541377242153373.7254236687636,1062839.2426371032,867400.4198403903

29,Control,(965.5, 660.0),951.9008364513463,647.4659356428346,980.1013882751828673.5297458519642,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1826.5,
271.0),1737.7039063058166,164.04660258539428,1916.4843841760485378.00538440447286,1062840.1890243902,867400.5029548608

29,Control,(965.0, 666.5),951.6139887663185,654.4123832525632,979.3234445807296679.8480008254653,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1827.5,
274.5),1739.2579129772832,168.64233223679688,1916.9606726779546381.44187940377856,1062841.4603774906,867400.6146087695

29,Control,(964.0, 673.5),949.8042439549755,660.1206366950059,979.4537490237003687.2953048842945,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1828.5,
279.5),1739.9727085127236,172.87168620381289,1918.9002070013807387.1990925385634,1062842.7533576968,867400.7281620333

29,Control,(963.0, 680.5),948.886499456735,667.3000995095475,978.482029447349694.4659580961537,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1830.0, 282.0),1740.735470199042,174.98387659074731,1920.3693287067908390.53518452669414,1062844.777164673,867400.9058986191

29,Control,(962.0, 686.0),948.7204357955334,673.7742604201158,976.6521519630375699.6152787089712,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1830.5,
286.0),1742.1940929499394,180.24252241196365,1919.008989885341392.29674270596536,1062845.7483849463,867400.9911939943

29,Control,(961.0, 692.5),947.3678930815192,679.9557179085996,975.966166514996706.6037436192412,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1830.0, 287.0),1742.9169602537488,182.7407158755974,1918.2157453892573392.77801361973764,1062847.0990069103,867401.109809524

29,Control,(960.0, 699.0),947.5860695973236,687.3257360449359,973.7248879318487711.6526695120884,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1830.0,
295.5),1739.5858024061047,186.84508551067762,1921.4401037703487405.4203464089412,1062847.1298021777,867401.1125140536

29,Control,(959.5, 706.0),947.1215656451321,694.5430767686483,972.8180369893245718.6176227592764,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1831.0,
300.5),1739.988693213932,190.23627528658307,1923.5645338842771411.96476128519583,1062848.2051571026,867401.2069548353

29,Control,(959.0, 712.0),945.6181332704593,699.624509869217,973.2019438123499725.6239770601431,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1833.0,
306.5),1743.6342625935408,197.27620197143582,1923.4430786977825416.2708946624948,1062849.3118721496,867401.3041497536

29,Control,(957.5, 718.5),943.8206801425558,705.2912730936033,972.6673652215171732.6310964803731,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1834.0, 311.0),1746.2449613007695,203.11765075117063,1922.769326549013419.69128587836576,1062850.82989543,867401.4374669516

29,Control,(957.0, 725.0),942.908365716134,711.4303914639089,972.0391070245498739.0399681404411,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1836.5, 317.0),1747.765649588106,206.48209848336273,1926.536192905301428.7395686842849,1062852.2608648397,867401.5631388265

29,Control,(958.5, 731.0),944.011520843001,717.8988477837215,973.6742692308088745.870493962153,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1837.5,
322.5),1749.871885610346,212.19898798426323,1926.3444070239484433.94485454074993,1062852.1422810457,867401.5527244546

29,Control,(957.5, 738.5),944.5861064809534,726.0211973228485,971.6016316827449751.441113913581,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1837.0, 326.0),1752.0295717350248,219.48463691969002,1922.1902702530183433.09544137277624,1062853.189436169,867401.644688648

29,Control,(957.5, 745.0),944.1088573553192,732.803615183435,971.5811900090367758.6191889093903,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1836.5, 328.0),1755.8117333113512,226.72863820589657,1918.865179560844430.5028970830939,1062853.905824794,867401.7076039704

29,Control,(956.0, 753.0),941.9975739834198,739.0720322011996,971.546089488468767.0068785188433,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1837.0, 336.5),1749.7538535432705,226.49421542258824,1925.0075104427847447.577682658188,1062854.6836900138,867401.7759183452

29,Control,(956.0, 759.5),941.0032677915448,745.8078053272242,971.1175720656406774.5255335807459,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1837.5, 343.0),1749.3069446174866,230.29930124643343,1926.7799917298723456.1731224575452,1062854.904353646,867401.795297664

29,Control,(955.5, 766.5),941.3692477094687,752.7298923793292,970.8847654958571781.1011397397218,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1837.0,
346.5),1749.4374721262875,234.20553924633015,1925.8017635584545459.9794149933292,1062855.6367242185,867401.8596165673

29,Control,(955.0, 773.0),941.2448382911496,759.7273060561195,969.810283817301787.290178113292,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1840.0,
352.5),1753.5687262593183,240.7817302549905,1927.1846044704876465.14539234121435,1062857.2843342812,867402.0043144514

29,Control,(954.5, 781.0),941.3653245449839,768.0758539694206,968.6180473477547794.6550287944656,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1840.5, 356.5),1754.8451582130178,243.116939644985,1927.9584344099785470.1910749503355,1062858.5657045352,867402.1168480956

29,Control,(953.0, 787.5),939.3920612780593,774.2645098031608,967.5627944487558801.8055208585384,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1841.0, 361.0),1754.34069617909,245.82111275040393,1928.526296262083477.816288073137,1062859.868188649,867402.23123602

29,Control,(952.0, 794.5),938.5210168663416,781.628069650316,966.046931144897808.2106014906624,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1840.5, 365.5),1753.8952113743742,248.66890035811355,1928.2900086340724483.1493044100747,1062860.617562822,867402.2970482287

29,Control,(950.5, 802.0),936.30081092702,788.1221489487284,965.4079334370826816.3253650937113,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1840.5,
368.5),1756.1632558216652,254.83459222612137,1925.0481247188457483.0285885319362,1062862.2348781398,867402.4390855406

29,Control,(949.5, 808.0),934.9596930217307,793.647189052076,965.7275214852834823.7307308168331,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1841.0, 378.0),1754.7419008058039,259.010337853743,1928.6802171099173497.2919163620344,1062862.1485804508,867402.4315066277

29,Control,(950.0, 815.5),935.7457992568915,801.3624176628213,965.2274608753366830.2506917336699,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1840.0, 383.5),1753.7268406660392,263.7201178531094,1927.8969326311942504.39341363688715,1062861.914697865,867402.4109663821

29,Control,(949.5, 823.5),935.5736748907332,809.3425327874561,964.9584623529059838.3806082768818,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1844.5,
390.5),1756.7196169514393,266.68367219349756,1933.2871416051412515.3910620060146,1062864.3239424452,867402.6225532138

29,Control,(949.0, 830.5),934.8425312597608,816.0584368244876,964.9063087243135845.8017934372168,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1846.5,
395.0),1759.7653468310525,270.28225547431384,1934.0552151880306520.0557097033734,1062865.9542702616,867402.7657333211

29,Control,(946.5, 837.0),931.994943252284,822.9559818911852,962.2902283504806852.9596822439146,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1847.5, 398.5),1762.1329334328013,274.77274517303226,1933.106210747897523.552686250588,1062868.1309746455,867402.9568977997
29,Control,(945.0, 846.0),930.6534904475407,831.2289815604231,960.9152431714807861.3228325151707,1062379.0,867360.0
116,Vehiculo,(1847.5, 402.5),1764.479459964918,279.61392075836056,1931.8862958349014526.6094196639938,1062869.8609832432,867403.1088321616
29,Control,(945.5, 852.5),931.4231729274865,838.7239738381836,960.4753755035332867.5332322505593,1062379.0,867360.0
116,Vehiculo,(1847.5,
407.5),1764.8258589960355,283.27226660296765,1931.2412066112015532.1424556530217,1062869.9654598455,867403.1180075993
29,Control,(945.0, 859.5),930.7041068874528,845.2493063956841,960.081865309762874.2160970330103,1062379.0,867360.0
116,Vehiculo,(1848.5, 419.5),1763.7227678312474,288.4482917757316,1934.7965368037467551.0792279995444,1062869.5486949813,867403.0814061026
29,Control,(944.0, 867.5),929.2777110399999,852.7348413557208,959.821110337072883.0763837166716,1062379.0,867360.0
116,Vehiculo,(1850.5, 426.5),1765.043259716922,292.88771332935164,1936.297848127297561.3004317646171,1062871.0790414675,867403.2158055601
29,Control,(942.5, 874.5),927.8073973582428,859.2686364442797,958.7496495479472890.1209277492325,1062379.0,867360.0
116,Vehiculo,(1851.0, 431.5),1768.0471000379434,298.3448222484643,1934.986048020467565.0357899331275,1062872.384229392,867403.3304309411
29,Control,(941.0, 881.0),926.5539461144646,866.7364859135339,956.4689967429814896.4760315762966,1062379.0,867360.0
116,Vehiculo,(1851.5, 434.0),1771.90981669335,304.86426374500525,1932.3601839700493564.854821886063,1062874.1192883323,867403.4828088386
29,Control,(939.5, 888.5),924.6624967048718,873.2557623943758,955.7403017934323904.5402297178633,1062379.0,867360.0
116,Vehiculo,(1851.5, 439.0),1773.0333380011157,310.47504825566824,1930.3110913634025568.4347102868653,1062875.3149540569,867403.587815663
29,Control,(939.5, 895.0),924.9220056217599,880.0805808461404,955.1933645841568910.6324278980902,1062379.0,867360.0
116,Vehiculo,(1851.0, 443.5),1775.8813673342527,318.3569146933924,1927.7200060684554569.5579884422523,1062875.5286084206,867403.6065794076
29,Control,(939.5, 902.0),925.3853893549838,887.6734674460406,954.7242053156441917.2588031707743,1062379.0,867360.0
116,Vehiculo,(1852.0, 445.5),1778.562538076235,322.464916424223,1926.4041630171075569.0442236946932,1062877.0532587192,867403.7404786092
29,Control,(939.0, 909.5),924.3618015811946,894.8993119099961,954.4893608700035925.4458037251871,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1852.5, 448.0),1778.8549561463265,323.1307101584247,1927.2359955169632573.3075095574525,1062878.5856567419,867403.8750582386
29,Control,(938.5, 916.0),924.2241969065151,901.9812084244202,953.5427151021722931.5704257012584,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1853.0, 450.5),1779.8032792366305,324.5569583100853,1927.9843736134994577.3799223404666,1062879.9041078838,867403.9908484337
29,Control,(937.5, 923.5),923.2328059435248,909.6770253173634,952.1977239300213938.8844712053655,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1855.5,
462.5),1781.6653451240757,334.14982150051827,1930.0091751609573591.2533588120475,1062880.4376692637,867404.0377073382
29,Control,(936.5, 931.0),921.2652088900692,915.6017154896487,952.6875126460571947.9945644140138,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1857.0, 470.5),1783.1301021690615,339.60790314554464,1931.9372584366834602.2446069445862,1062881.419274366,867404.1239147391
29,Control,(935.0, 938.5),920.7236549766855,923.485746394553,950.7830103815322954.4847743747051,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1857.5, 476.0),1785.522616028171,346.09786807317124,1930.7817691554246606.2350044799043,1062882.7293628748,867404.2389705036
29,Control,(935.5, 946.0),921.5125886616523,931.5160343968404,950.427941160811961.2476542475716,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1858.5, 480.5),1787.7249799739482,351.68317802843103,1930.293275777142610.7845901414003,1062883.6052924935,867404.3158971778
29,Control,(934.5, 952.5),919.844987382008,936.8896285623359,950.9922827466764969.4870427062641,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1859.0, 485.0),1789.2451116087063,356.2451426783908,1929.3550312907732614.2560907462275,1062884.698969129,867404.4119470251
29,Control,(934.0, 960.5),919.3684900475755,945.229361942181,949.7907121731752976.9283914228276,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1858.0, 488.0),1790.7592787060012,362.39935146406634,1926.673856422603614.6829216826296,1062885.5877205618,867404.4899997481
29,Control,(933.0, 968.0),917.5283764453019,952.1178090487562,949.0615808877828984.7468718989253,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1858.5, 490.0),1792.3425764929384,365.8393441889481,1925.9079077372369615.9239520776334,1062887.4661291863,867404.6549670298
29,Control,(932.5, 976.0),916.628375337651,959.7238409499167,949.0375720750872993.3440559551667,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1860.0,
493.0),1794.2004015703744,368.26238480652927,1926.3004794877368618.1972804241836,1062889.4564359528,867404.8297615303
29,Control,(931.5, 982.5),916.4807381232283,966.9539323087407,947.5845221332413999.0046803360465,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1861.0, 505.0),1793.4186529778117,374.95647174681267,1929.2019141210822636.1159692280953,1062889.090165819,867404.7975946271
29,Control,(931.0, 990.5),915.5920440083104,974.7017489936818,947.26497452488231007.4398135797971,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1861.5, 510.5),1795.9011143898724,381.24262255681174,1928.777156739744640.7104710871072,1062890.0827178843,867404.8847634221
29,Control,(930.5, 997.5),914.4945100802411,980.6639913195972,947.94961224767471015.6112979333484,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1863.0, 516.0),1797.6719203143334,385.4328788479021,1929.715189407115647.483910407053,1062891.2860678677,867404.9904451002
29,Control,(929.0, 1004.5),913.8613197378543,988.5495991914678,945.89134401540841021.7649031335734,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1863.5, 517.5),1801.0789953796652,392.7534158340261,1926.620903217741643.9342410673676,1062893.3889346898,867405.1751249505
29,Control,(928.5, 1013.0),912.2294794821826,995.9037636125586,945.86038291195441031.0421798749194,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1864.0, 520.5),1802.9426098567546,396.64258650971385,1926.1260523361798645.5890604935765,1062895.067055585,867405.3225023842
29,Control,(928.0, 1021.0),912.2320396418729,1004.3190116855324,944.62078014534281038.220463772607,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1864.5,
524.0),1803.5990719093568,398.56802895825945,1926.5885562525511650.0354073094823,1062896.5251134594,867405.4505532465
29,Control,(926.5, 1027.5),910.0721391443363,1010.5495126382935,943.73091345349641045.9180571772292,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1865.5, 525.5),1805.1395590905122,401.10597418523105,1926.0768001500687650.8817607745417,1062898.7496030924,867405.645914364
29,Control,(925.5, 1034.5),908.5233739199628,1016.6154124257076,943.53389225114931053.8136572960498,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1866.5,
526.5),1806.3159341565824,400.54112345792225,1927.2192936589895653.6649047040286,1062900.9957106109,867405.8431740268
29,Control,(925.5, 1041.5),909.3428306122512,1024.5316810154552,942.08504323421541059.2210265362767,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1867.0, 530.0),1808.0971554807059,404.8024928575865,1926.9168794778516656.5496538707808,1062902.0239270637,867405.9334749716
29,Control,(924.0, 1049.0),907.4916346464287,1031.8980954218544,941.1296196269591067.5356969426566,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1868.5, 543.5),1807.1371813766548,410.89335894824126,1930.3616991863319677.3424192891571,1062901.922779827,867405.9245919285
29,Control,(922.5, 1056.5),905.6564169196863,1038.3754034649287,940.66955957701981075.6562333325169,1062379.0,867360.0

116,Vehiculo,(1868.5, 548.5),1808.916124117923,416.95929088103924,1929.4766568886353681.7266956932691,1062903.1446914282,867406.0319037416
29,Control,(920.5, 1063.0),905.5959861380833,1047.105801060871,936.03104343244751079.2028563926513,1062379.0,867360.0
116,Vehiculo,(1869.0, 551.0),1811.6065551062586,422.42418216528284,1927.7123780537452680.533580055815,1062905.1448088018,867406.207559838
29,Control,(918.0, 1067.0),905.7976349532778,1054.8089759235365,931.30155845940911080.559969177276,1062379.0,867360.0
116,Vehiculo,(1869.0, 555.5),1812.170018454001,426.96678574215616,1926.7677526185164685.1354387429849,1062906.1033446658,867406.2917412317
29,Control,(917.5, 1071.5),907.1634667964565,1062.0348561790415,928.50768097115241081.8716489516087,1062379.0,867360.0
116,Vehiculo,(1869.5, 560.5),1813.177707530582,432.4739193991037,1926.2337363987112689.9919613910592,1062906.4178199647,867406.3193593626
29,Control,(917.5, 1074.5),910.2449440045505,1069.0774846591166,925.18307334950841080.9396409217036,1062379.0,867360.0
116,Vehiculo,(1870.0, 565.0),1814.4971553387966,436.36264588602796,1926.3665458382516694.2829791244,1062906.2871267654,867406.3078815076
29,Control,(916.5, 1080.5),911.1263688090122,1076.3335835123173,922.48270492869591085.3513470670473,1062379.0,867360.0
116,Vehiculo,(1871.0, 570.5),1815.973684444502,440.95940099910763,1927.3737474949191701.6629018320446,1062907.2631547241,867406.3935991076
116,Vehiculo,(1871.5, 571.0),1818.3947646302909,445.1663777625065,1925.188217794189697.0434247944972,1062907.363505112,867406.4024121691
116,Vehiculo,(1872.5, 573.5),1820.6638893316028,448.5493375053978,1925.6126877373958699.0126340794824,1062907.2213740267,867406.3899298059
116,Vehiculo,(1874.0, 585.0),1820.3953399084564,454.9666316974842,1928.1604137601498716.8942843769566,1062905.2648627523,867406.2181033234
116,Vehiculo,(1874.5, 590.0),1822.6035072165705,461.1516703531703,1927.4153519597126719.4948336998453,1062904.364838236,867406.1390605656
116,Vehiculo,(1875.5,
599.5),1819.9258798135131,457.37300056850484,1932.5711311960952742.7238046384886,1062902.7039987785,867405.9932008378
116,Vehiculo,(1876.5, 603.5),1822.748847438864,463.6173253858708,1931.2871987053966744.2100587490984,1062902.2686270215,867405.9549652301
116,Vehiculo,(1877.0, 604.5),1825.4620650957695,467.8944733151849,1929.7561596938717742.3976317516593,1062902.2702777027,867405.9551101977
116,Vehiculo,(1878.0, 608.0),1827.0678720557667,470.01632461681737,1929.8550098269495746.0511485374464,1062901.9519413977,867405.927152982
116,Vehiculo,(1878.5, 608.5),1829.747711970968,474.6253474240403,1928.4218546227357743.9680527536414,1062902.063446626,867405.9369456939

116,Vehiculo,(1878.5, 609.5),1831.7217874155413,479.52734094636946,1926.1880435652267740.2582741414042,1062901.848615537,867405.9180786059

116,Vehiculo,(1880.5, 612.0),1834.64227630508,481.19003281025346,1927.7869201435053743.345460649701,1062902.1910391245,867405.9481512364