



Facultad de Energía, las Industrias y los Recursos Naturales No Renovables

Carrera de Ingeniería en Sistemas

"Deep Learning para el Reconocimiento de Placas Vehiculares en el Control de Ingreso de Vehículos hacia la Facultad de la Energía, las Industrias y los Recursos Naturales no Renovables"

TESIS DE GRADO PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE INGENIERO EN SISTEMAS

AUTOR:

Paul Alexander Pasaca Coronel

DIRECTOR:

Ing. Pablo F. Ordoñez, Mg.Sc.

Loja - Ecuador

CERTIFICACIÓN DE TESIS

Loja, .. de ... de 20... **Esta fecha puede ser diferente a la entrega en biblioteca**Dr, Dra, Ing., Lic, Med, Odontólogo/a, Psicólogo/a **Nombres completos del/la Director/a**.
Esp., Mg. Sc. o PhD.

DIRECTOR/A DE TESIS/ TRABAJO DE INTEGRACIÓN CURRICULAR

CERTIFICO:

Que he revisado y orientado todo proceso de la elaboración d	e tesis de grado titulado:
"Nombre de la tesis" de autoría del/la estudiante	, previa a la obtención del
título de, una vez que el trabajo cumple con todos	los requisitos exigidos por la
Universidad Nacional de Loja para el efecto, autorizo la prese	entación para la respectiva
sustentación y defensa.	

Nombre profesor

DIRECTOR/A DE TESIS

Autoría

Yo, Paul Alexander Pasaca Coronel declaro ser autor del presente trabajo de tesis y eximo expresamente a la Universidad Nacional de Loja y a sus representantes jurídicos de posibles reclamos y acciones legales, por el contenido de la misma. Adicionalmente acepto y autorizo a la Universidad Nacional de Loja la publicación de mi tesis en el Repositorio Digital Institucional – Biblioteca Virtual.

Cédula de Identidad: 1150487443

Fecha: actualizada al mes y año de entrega en la biblioteca.

Correo electrónico: paul.pasaca@unl.edu.ec

Teléfono o Celular: 0997120730

Carta de autorización. -

Dedicatoria

Redacción sin sangría y justificado.

Nombres y apellidos del autor/a

Agradecimiento

Redacción sin sangría y justificado. *Nombres y apellidos del autor/*

Índice

Titulo	10
Resumen	10
Introducción	11
Revisión de Literatura	11
Metodología, Materiales y Métodos	28
Resultados	31
Discusión	76
Conclusiones	79
Recomendaciones	79
Bibliografía	80
Anexos	83
. ANEXO I	83
2. ANEXO II	92
3. ANEXO III	94
l. ANEXO IV	118
5. ANEXO V	121
	Resumen Introducción Revisión de Literatura Metodología, Materiales y Métodos Resultados Discusión Conclusiones Recomendaciones Bibliografía Anexos . ANEXO I . ANEXO II . ANEXO III

Índice de Figuras

Figura 1. Ejemplo de la Arquitectura de una Red Neuronal Convolucional	13
Figura 2. Ejemplo de la Arquitectura de una Red Neuronal Recurrente	14
Figura 3. Ejemplo de la Arquitectura de una LSTM	15
Figura 4. Ejemplo de la Arquitectura de una Generative Adversarial Networks	16
Figura 5. Ejemplo de la Arquitectura de una Red Transformers	
Figura 6. Diagrama de bloques de OCR	17
Figura 7. Fases del modelo de proceso CRISP-DM	24
Figura 8. Fases de la Metodología XP	29
Figura 9. Estructura de las etiquetas	35
Figura 10. Separación de los datos en entrenamiento y validación	37
Figura 11. Creación del modelo InceptionResNetV2	37
Figura 12. Compilación y parámetros del modelo InceptionResNetV2	37
Figura 13. Creación del modelo VGG16	38
Figura 14. Compilación y parámetros del modelo VGG16	38
Figura 15. Creación del modelo InceptionV3.	
Figura 16. Compilación y parámetros del modelo InceptionV3	39
Figura 17. Nivel de precisión y validación de la precisión con 50 épocas	
Figura 18. Nivel de pérdida y validación de la pérdida con 50 épocas	41
Figura 19. Nivel de precisión y validación de la precisión con 90 épocas	
Figura 20. Nivel de pérdida y validación de la pérdida con 90 épocas	42
Figura 21. Nivel de precisión y validación de la precisión con 180 épocas	43
Figura 22. Nivel de pérdida y validación de la pérdida con 180 épocas	
Figura 23. Nivel de precisión y validación de la precisión con 50 épocas	
Figura 24. Nivel de pérdida y validación de la pérdida con 50 épocas	
Figura 25. Nivel de precisión y validación de la precisión con 90 épocas	
Figura 26. Nivel de pérdida y validación de la pérdida con 90 épocas	46
Figura 27. Nivel de precisión y validación de la precisión con 180 épocas	47
Figura 28. Nivel de pérdida y validación de la pérdida con 180 épocas	
Figura 29. Nivel de precisión y validación de la precisión con 50 épocas	48
Figura 30. Nivel de pérdida y validación de la pérdida con 50 épocas	49
Figura 31. Nivel de precisión y validación de la precisión con 90 épocas	49
Figura 32. Nivel de pérdida y validación de la pérdida con 90 épocas	50
Figura 33. Nivel de precisión y validación de la precisión con 180 épocas	51
Figura 34. Nivel de pérdida y validación de la pérdida con 180 épocas	51
Figura 35. Arquitectura del sistema de reconocimiento de placas	64
Figura 36. Caso de Uso General del Sistema	
Figura 37. Diagrama de clases del sistema	
Figura 38. Estructura del proyecto	
Figura 39. Formularios de usuario y placa	
Figura 40. Modelos de usuario y placa	
Figura 41. View registro de usuario	
Figura 42. View inicio de sesión	
Figura 43. Reconocimiento óptico de caracteres	
Figura 44. Encuesta del modelo TAM	

Índice de Tablas

Tabla 1. Comparativa entre XP y Scrum	22
Tabla 2. Información de los trabajos relacionados encontrados	27
Tabla 3. Métodos de detección de objetos	31
Tabla 4. Información de diversos modelos pre entrenados	32
Tabla 5. Datasets encontrados dentro de la página Kaggle.	34
Tabla 6. Resultados de los 3 modelos entrenados.	39
Tabla 7. Resultados de los 3 modelos entrenados con mayor cantidad de épocas	39
Tabla 8. Descripción de roles	53
Tabla 9. Requisitos funcionales.	53
Tabla 10. Requisitos no funcionales.	54
Tabla 11. Historia de Usuario Iniciar Sesión	55
Tabla 12. Historia de Usuario Registrar Usuario.	56
Tabla 13. Historia de Usuario Actualizar Usuario.	57
Tabla 14. Historia de Usuario Eliminar Usuario.	58
Tabla 15. Historia de Usuario Listar Usuario.	58
Tabla 16. Historia de Usuario Buscar Usuario.	59
Tabla 17. Historia de Usuario Registrar Vehículo.	59
Tabla 18. Historia de Usuario Actualizar Vehículo	
Tabla 19. Historia de Usuario Eliminar Vehículo.	60
Tabla 20. Historia de Usuario Listar Vehículo.	61
Tabla 21. Historia de Usuario Buscar Vehículo.	61
Tabla 22. Historia de Usuario Revisar Historial.	62
Tabla 23. Historia de Usuario Crear Reporte.	62
Tabla 24. Historia de Usuario Mostrar Estadística.	63
Tabla 25. Tarjeta CRC Administrador	66
Tabla 26. Tarjeta CRC Usuario	
Tabla 27. Tarjeta CRC Vehículo	
Tabla 28. Tarjeta CRC registro Placa	
Tabla 29. Tarjeta CRC Reportes	
Tabla 30. Tecnologías de desarrollo utilizadas	
Tabla 31. Preguntas para evaluar la aceptación de la tecnología	
Tabla 32. Valores de las respuestas	

1. Titulo "Deep Learning para el Reconocimiento de Placas Vehiculares en el Control de Ingreso de Vehículos hacia la Facultad de la Energía, las Industrias y los Recursos Naturales no Renovables" 2. Resumen

3. Introducción

4. Revisión de Literatura

A continuación, se detallan las bases teóricas que sustentan el presente Trabajo de Titulación (TT), esta información ha sido obtenida mediante un proceso de revisión bibliográfica. Dentro de la primera sección se encuentran los conceptos más relevantes entorno a la temática, y en la sección final, se presentan todos los trabajos relacionados que han sido seleccionados como resultado del proceso de revisión.

4.1 Conceptos Previos

4.1.1 Machine Learning vs Deep Learning

El Machine Learning (ML) da un porcentaje del rendimiento de un programa informático mejora según pase el tiempo y obtenga experiencia con respecto a alguna clase de tareas y medidas de rendimiento. Su objetivo es llevar de forma automática, el proceso de construcción de modelos analíticos para realizar tareas cognitivas entre ellas la traducción del lenguaje natural o detección de objetos. Esto se consigue a través de la aplicación de algoritmos que aprenden al momento de interactuar con los datos de entrenamiento específicos del problema, lo que ayuda a las computadoras encontrar información oculta y establecer patrones complejos sin ser programados manualmente [1].

Existen algunas aplicaciones de Machine Learning como por ejemplo: la visión por ordenador, el reconocimiento y detección de objetos, el análisis y clasificación de textos, la clasificación de documentos, el análisis de diversas imágenes, el diagnóstico médico, la predicción de intrusiones en la red, procesamiento del lenguaje natural y el análisis semántico [2].

El Deep Learning está dentro del Machine Learning. Es una red neuronal que contiene un gran número de capas y parámetros. Gran parte de los métodos de aprendizaje profundo utilizan arquitecturas de redes neuronales. Por lo que, también se las denominan redes neuronales profundas. Utiliza varias capas de unidades de procesamiento no lineal para la transformación y la extracción. Las capas inferiores aprenden características sencillas, por otra parte, las capas superiores aprenden características más complicadas que proceden de las características de las capas inferiores [2].

Se pueden encontrar diversos marcos de aprendizaje profundo para poder efectuar cualquier técnica de Deep Learning. Entre algunos de ellos tenemos a los siguientes: Theano de MILA, PyTorch de Facebook, TensorFlow de Google, Microsoft Cognitive Toolkit, MXNet de Apache, Caffe2, Spark de Apache entre otros [2].

4.1.2 Técnicas de Deep Learning

4.1.2.1 Convolutional Neural Networks (CNN)

Es una arquitectura de red de aprendizaje profundo la característica principal de esta es que aprende de los datos directamente, sin que sea necesario la extracción de las características de forma manual. La estructura de una CNN típica es: primeramente una capa de entrada, luego varias capas convolucionales, también están las capas de agrupación y finalmente una capa de salida [3]. Una CNN mejora la arquitectura de la red neuronal artificial tradicional, que también se denomina como ejemplos regularizados de los perceptrones multicapa. Cada una de las capas de la CNN tiene en cuenta parámetros optimizados para obtener resultados significativos, así como para reducir la complejidad. Requiere menos preprocesamiento que otros algoritmos de clasificación [3][4].

Las CNN están diseñadas específicamente para tratar la variabilidad de las formas 2D. Las áreas en las que han sido utilizadas son: los sistemas que brindan recomendaciones, reconocimiento de imágenes y vídeos, la categorización de imágenes, la observación de imágenes de carácter médico, la segmentación o división de imágenes y el procesamiento del lenguaje natural, etc.[3].

En la Figura 1 se detalla la arquitectura de una Red Neuronal Convolucional, la cual es una de las diversas técnicas de Deep Learning [5].

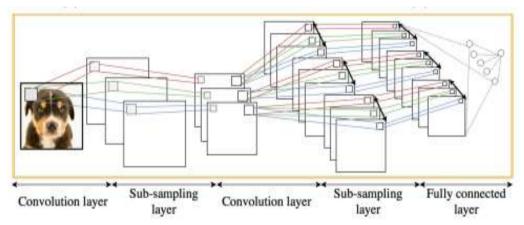


Figura 1. Ejemplo de la Arquitectura de una Red Neuronal Convolucional.

4.1.2.2 Recurrent Neural Networks (RNN)

En las Redes Neuronales Recurrentes, las salidas de los estados anteriores se introducen como entrada en el estado actual. Las capas ocultas pueden recordar información [3]. Esta propiedad es vital en muchas aplicaciones en las que la estructura insertada en la secuencia de datos transmite un conocimiento útil. Un ejemplo de esto, para entender una palabra en una frase, es necesario conocer el contexto. De modo que, una RNN se puede ver como unidades de memoria a corto plazo que incluyen la capa de entrada x, la capa oculta s y la capa de salida y. El principal problema de las RNN es su sensibilidad a los gradientes que se desvanecen o explotan. Es decir, los gradientes pueden decaer o explotar exponencialmente debido a la multiplicación de muchas derivadas pequeñas o grandes durante el entrenamiento. Esta sensibilidad se disminuye con el tiempo, lo que significa que la red olvida las entradas iniciales con las nuevas entradas[5].

En la Figura 2 se muestra la arquitectura de una Red Neuronal Recurrente, la cual es una de las diversas técnicas de Deep Learning [5].

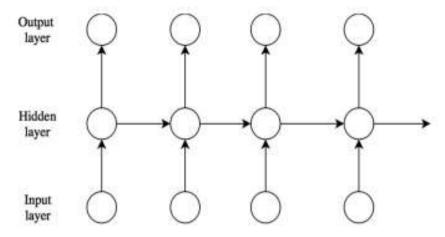


Figura 2. Ejemplo de la Arquitectura de una Red Neuronal Recurrente

4.1.2.3 Long Short Term Memory Networks (LSTM)

LSTM es una arquitectura de red neuronal profunda que corresponde a la familia de las RNN. La arquitectura de las redes LSTM están creadas de tal manera que el problema de la desaparición o la explosión del gradiente, que presentan las RNN, nunca se produzcan en estas redes, por lo que resultan muy adecuadas para modelar datos secuenciales complejos, como textos y series temporales. Estas redes están desarrolladas por celdas que almacenan la información del estado histórico de la red, y puertas que controlan y regulan el flujo de información a través de estas celdas. Dentro de LSTM se utilizan tres tipos de puertas: puertas de olvido, puertas de entrada y puertas de salida.

Las puertas de olvido se usan para apartar la información pasada irrelevante y para recordar sólo la información que es relevante para la ranura actual. Las puertas de entrada inspeccionan la nueva información que sirve de entrada al estado actual de la red. Las células de memoria de la red añaden de forma inteligente la información del estado anterior procedente de las puertas de olvido y la entrada actual a la red recibida por medio de la puerta de entrada. Finalmente, las puertas de salida producen la salida de la red en la franja horaria. La salida puede ser tomada como el valor previsto calculado por el modelo para el intervalo actual [6].

En la Figura 3 se muestra la arquitectura de una Long Short Term Memory Networks, la cual es una de las diversas técnicas de Deep Learning [3].

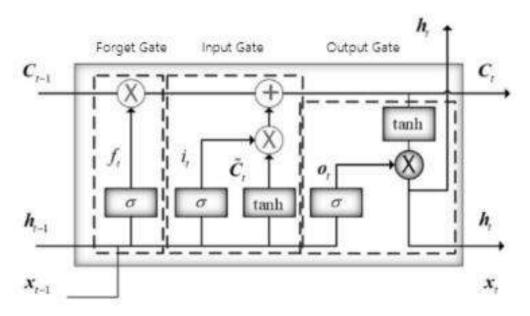


Figura 3. Ejemplo de la Arquitectura de una LSTM

4.1.2.4 Generative Adversarial Networks (GAN)

Consisten en una estructura global compuesta por dos redes neuronales, un generador(G) y un discriminador(D), donde el generador y el discriminador se entrenan para competir entre sí. La función del generador es generar nuevos datos con características cercanas a los datos reales de entrada. Y la del discriminador es poder ser entrenado para estimar la probabilidad de que una muestra futura surja de los datos reales en lugar de ser otorgada por el generador[3].

Si las funciones diferenciables D y G se utilizan para representar a los discriminadores y generadores respectivamente, sus entradas son datos reales x y la variable aleatoria z respectivamente. G(z) es una muestra creada por G, que cumple la distribución de los datos reales. Si la entrada del discriminador procede de los datos reales, se etiqueta como "uno". Si la muestra de entrada es G(z), se etiqueta como "cero". La finalidad del discriminador es conseguir una clasificación binaria correcta de las fuentes de datos: verdadera o falsa, mientras que la del generador es hacer que los datos falsos autogenerados G(z) tengan el mismo rendimiento que los datos reales x en D(x), que son mutuamente antagónicos [7].

En la Figura 4 se muestra la arquitectura de una Long Short Term Memory Networks, la cual es una de las diversas técnicas de Deep Learning [7].

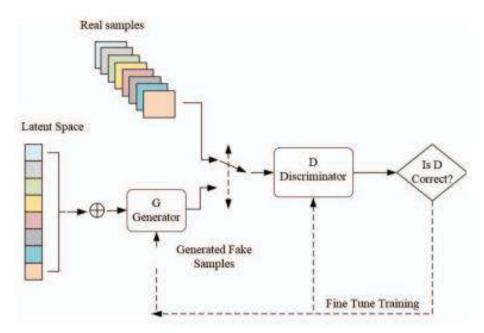


Figura 4. Ejemplo de la Arquitectura de una Generative Adversarial Networks.

4.1.2.5 Transformers

Los Transformers son el nuevo modelo de aprendizaje profundo, que se usa especialmente para las tareas relacionadas con el modelado de datos secuenciales, como el PLN; los Transformers son arquitecturas multicapa que se crean apilando bloques Transformers unos arriba de otros. Estos bloques se caracterizan por un mecanismo de autoatención multicabezal, una red de alimentación hacia adelante en función de la posición, módulos de normalización de capas y conectores residuales [8].

En la Figura 5 se muestra la arquitectura de una Red Transformers, la cual es una de las diversas técnicas de Deep Learning [8].

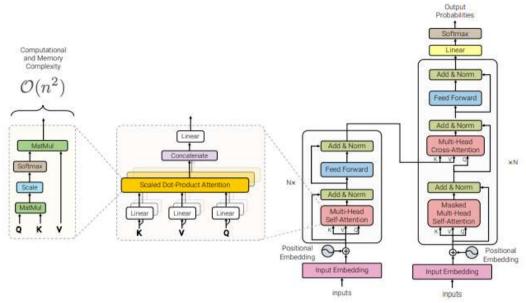


Figura 5. Ejemplo de la Arquitectura de una Red Transformers

4.1.1 Optical Character Recognition (OCR)

Esta tecnología permite reconocer automáticamente los caracteres mediante un mecanismo óptico. OCR es una tecnología que funciona como la capacidad humana de leer, sin embargo, no puede competir con la capacidad de lectura humana [9].

En la Figura 6 se muestra el diagrama de bloques de tecnología OCR, la cual sirvió para detectar los números y letras existentes en cada placa vehicular [9].

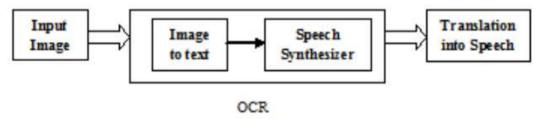


Figura 6. Diagrama de bloques de OCR

Fases principales del OCR

Adquisición de imágenes

Consiste en conseguir una imagen digital y convertirla en una forma apropiada para que pueda ser procesada fácilmente por el computador. Esto implica la cuantificación y la compresión de la imagen. Un caso singular de cuantificación es la binarización que involucra sólo dos

niveles de la imagen. En gran parte de los casos, la imagen binaria es suficiente para caracterizar la imagen. La compresión en sí puede ser con o sin pérdidas[10].

Preprocesamiento

Tiene como principal objetivo perfeccionar la calidad de la imagen. Una de las técnicas usadas en el preprocesamiento es la umbralización, su propósito es binar la imagen basándose en un valor de umbral. El valor del umbral puede establecerse a nivel local o global. Se pueden aplicar diferentes tipos de filtros, como promedio, mínimo y máximo[10].

Segmentación de caracteres

Aquí, la imagen se segmenta en caracteres antes de pasar a la fase de clasificación. Puede realizarse de forma explícita o implícita como subproducto de la fase de clasificación. Al mismo tiempo, las otras fases del OCR pueden ayudar a proporcionar información contextual relevante para la segmentación de la imagen[10].

Extracción de características

En esta fase se extraen varias características de los caracteres. La selección correcta de las características y el número total de características que es un punto importante. Los diversos tipos de características, como la propia imagen, las características geométricas y estadísticas de la imagen. Finalmente, se pueden utilizar diversas técnicas, como el para reducir la dimensionalidad de la imagen [10].

Clasificación

Es el proceso de clasificar un carácter en su categoría apropiada. El enfoque estructural de la clasificación se fundamenta en las relaciones presentes en los componentes de la imagen. Los enfoques estadísticos se fundamentan en el uso de una función discriminante para catalogar la imagen. Dentro de los enfoques estadísticos de clasificación están el clasificador bayesiano, árbol de decisión, red neural y el vecino más cercano [10].

Post procesamiento

Ya clasificado el carácter, existen varios enfoques que se pueden usar para mejorar la precisión de los resultados del OCR. Se puede utilizar más de un clasificador para la clasificación de la imagen.

También se puede realizar un análisis contextual. El contexto geométrico y documental de la imagen puede ayudar a reducir las posibilidades de error.

El procesamiento léxico basado en los modelos de Márkov y el diccionario también puede ayudar a mejorar los resultados del OCR [10].

4.1.2 Tensorflow

Es una biblioteca de software flexible y escalable, sirve para cálculos numéricos que utilizan gráficos de flujo de datos. La biblioteca y las herramientas con las que cuenta permiten a los usuarios programar y entrenar eficientemente redes neuronales y diversos modelos de aprendizaje automático y subirlos a producción.

El núcleo de los algoritmos de TensorFlow está desarrollado en CUDA (Compute Unified Device Architecture) y C++ altamente optimizado, una plataforma de computación paralela y API creada por NVIDIA. Python es la API más completa y estable. JavaScript, C++, Java, Go y Swift son otros lenguajes oficialmente soportados [11].

Elementos centrales

Generalmente, TensorFlow se constituye de dos secciones: la fase de y la fase de ejecución. En la fase de construcción, comúnmente se utiliza las funciones de TensorFlow para construir un grafo computacional que representa un modelo de aprendizaje automático. El gráfico se constituye de aristas y nodos. Las aristas representan datos en forma de tensor que fluirán a través del grafo. Los nodos se denominan operaciones que representan cálculos sobre tensores. Una operación elige cero o más tensores de entrada y genera cero o más tensores de salida [11].

En la fase de ejecución, se ejecuta el grafo computacional sobre un determinado número de pasos para entrenar el modelo y optimizar los parámetros del mismo. TensorFlow provee tf. Sesión como mecanismo para recorrer el grafo y ejecutar los cálculos. Un objeto tf. Session trabaja con recursos computacionales físicos como CPUs y GPUs locales o dispositivos remotos y sitúa operaciones en el gráfico de los dispositivos. Para crear una sesión se utiliza un bloque with, que también se encarga automáticamente de cerrar la sesión y liberar los recursos después de los cálculos. El método tf. Session.run() es el mecanismo principal para realizar operaciones y evaluar tensores[11].

Modelo de ejecución

TensorFlow divide en cuatro grupos distintos las tareas para su implementación: el cliente, el maestro, un grupo de trabajadores y una serie de dispositivos. Cuando el cliente requiere la evaluación de un gráfico de TensorFlow mediante la rutina de ejecución de una sesión, esta consulta se envía al proceso maestro, se delega la tarea a uno o más procesos de trabajo y se regula su ejecución. A continuación, cada trabajador está encargado de supervisar uno o más

dispositivos, que son las unidades físicas de procesamiento para las que se implementan los núcleos de una operación[12].

Optimizaciones

Se ha incorporado a la librería una serie de optimizaciones, para asegurar un máximo de eficiencia y rendimiento del modelo de ejecución de TensorFlow.

Eliminación del subgrafo común: Realizada por muchos compiladores modernos para la eliminación de subexpresiones comunes, a través de esta un compilador puede sustituir posiblemente el cálculo de un valor similar dos o más veces por una única instancia de ese cálculo. El resultado obtenido se guarda en una variable temporal y se reutiliza en el lugar donde se recalculó previamente [12].

Programación: Algo sencillo pero muy potente, consiste en programar la ejecución de los nodos lo más tarde posible. Asegurar que los resultados de las operaciones se mantengan en la memoria sólo durante el tiempo mínimo necesario disminuye los picos de consumo de memoria y, por lo tanto, puede optimizar en gran medida el rendimiento general del sistema[12].

Compresión con pérdidas: Otra optimización es la adición interna de nodos de conversión al gráfico computacional, convierten dichos valores de punto flotante de 32 bits de alta precisión en representaciones truncadas de 16 bits cuando se comunican entre máquinas y dispositivos. En el extremo receptor, la representación truncada se convierte nuevamente a 32 bits simplemente rellenando con ceros, en vez de redondear [12].

4.1.3 Metodologías de Desarrollo

4.1.3.1 Extreme Programming (XP)

Fase de planeación

Inicia con las historias de usuario las cuales detallan las características y funcionalidades del software. El cliente determina un valor o nivel de prioridad a la historia. Finalmente, los desarrolladores valoran cada historia y le asignan un costo el cual se mide en semanas de desarrollo [13].

Fase de diseño

En esta fase se proponen diseños simples y sencillos para hacer el desarrollo. Es recomendable elaborar un glosario de términos y la correcta especificación de las clases y métodos para facilitar modificaciones futura, ampliaciones o reutilización del código.

Este proceso también se apoya en el uso de tarjetas CRC (Colaborador-Responsabilidad-Clase) la cual determina las clases orientadas a objetos que son de vital importancia para el incremento del software[13].

El Refactoring se centra en escribir de nuevo una parte del código del programa, sin modificar su funcionalidad, esto con el fin de hacerlo más simple, robusto y entendible. Las metodologías de XP proponen re codificar cada vez que sea necesario [14].

Fase de codificación

En esta fase los desarrolladores están encargados de diseñar las pruebas de unidad que mejorarán cada una de las historias de usuario. Una vez obtenidas las pruebas, los desarrolladores trabajarán junto a otra persona para enfocarse en lo que debe implementarse para que la prueba de unidad se ejecute correctamente [13].

a) Disponibilidad del cliente

Es necesario crear una comunicación constante y directa entre el cliente y el equipo de trabajo a lo largo de todas las fases del proyecto; de este modo se disminuye el tiempo de desarrollo del sistema y se evita malos entendidos ya que se trata de una comunicación oral [15].

b) Unidad de pruebas

Se recomienda crear las pruebas de unidad antes del código y de la implementación del sistema, para obtener un conocimiento global del comportamiento del sistema. Estas pruebas deben ser realizadas cada vez que exista una modificación en el sistema. Como consecuencia se obtiene un código conciso y simple ya que se implementa únicamente las características necesarias que requiere el sistema [15].

c) Programación por parejas

Esto incrementa la productividad y la calidad del software desarrollado. El trabajo en pareja implica a dos programadores trabajando en el mismo equipo; mientras uno codifica haciendo hincapié en la calidad de la función o método que está implementando, el otro analiza si ese método o función es adecuado y está bien diseñado [15].

Fase de pruebas

Existen dos tipos de pruebas, las unitarias y las de aceptación. La primera es diseñada por los desarrolladores mientras que la segunda la especifica el usuario.

a) Pruebas Unitarias: Todos los módulos deben de pasar correctamente las pruebas unitarias antes de ser liberados o publicados. Si cada una de las partes del código liberado

pasa correctamente las pruebas unitarias, la propiedad colectiva del código funcionará correctamente [14].

- **b)** Detección y Corrección de Errores: Cuando se encuentra un error, éste debe ser corregido de forma inmediata, y se deben tener precauciones para que no ocurran errores similares nuevamente. De igual forma, se crear nuevas pruebas para comprobar que se haya eliminado o controlado[14].
- c) Pruebas de Aceptación: Se genera basándose en las historias de usuarios, durante cada ciclo de la iteración del desarrollo. El cliente debe especificar diversos escenarios para comprobar que una historia de usuario ha sido correctamente implementada[14].

4.1.3.2 Comparativa entre metodología XP y Scrum

En la Tabla 1 se presenta una comparativa entre las metodologías Extreme Programming y Scrum[16].

Tabla 1. Comparativa entre XP y Scrum

Características	Extreme Programming (XP)	SCRUM	
Enfoque de desarrollo	Incremental e Iterativo	Iterativo e incremental	
Tamaño del proyecto	Pequeño	Todos	
Tamaño del equipo	De 2 a 10 personas	Equipos múltiples de menos de 10 miembros	
Actividades en equipo	Sí, planificación, programación en pareja, propiedad colectiva del código, etc.	No	
Duración de la iteración/Sprint	1 a 3 semanas	4 semanas	
Participación de las partes interesadas	A lo largo del proceso	No definida	
Estilo de comunicación	Oral, a través de las reuniones standup	Oral, a través de la reunión Scrum	
Entorno físico	Equipos co-ubicados	No definido	
Mecanismo de abstracción	Orientado a objetos	Orientado a objetos	
Enfoque	Hacia aspectos de ingeniería	Hacia aspectos de gestión y productividad	
Respuesta al cambio	Rápido	Rápido	
Flexibilidad de diseño	Se parte de un diseño simple que puede ser modificado mediante la refactorización.	Centrarse en el diseño simple	

Orden de desarrollo definido por	Cliente	Equipo Scrum
Cambios durante la iteración	Permitidos	No Permitidos
Retroalimentación	Abarca desde minutos hasta meses	Abarca más de un mes
Pruebas	Pruebas unitarias, pruebas de integración, pruebas de aceptación	No se ha definido
Técnica de validación	Pruebas funcionales y de aceptación	No se ha definido
Actividades de aseguramiento de la calidad	Enfoque de la prueba primero	No se ha definido

5.1.1 Cross-Industry Standard Process (CRISP-DM)

Es un estándar de proceso analítico abierto para acrecentar el éxito de los proyectos de Mineria de Datos. En general, CRISP-DM ofrece una descripción general del ciclo de vida de un proyecto de minería de datos, con iteraciones de varias secuencias de fase. La ejecución iterativa de la metodología también admite una interacción entre los expertos comerciales y los analistas de Mineria de Datos[23].

Uno de los puntos notables de CRISP-DM es que es independiente de la industria en la que se aplica y de las tecnologías y algoritmos subyacentes usados para resolver diversos problemas de análisis predictivo. En consecuenciao, se puede incluir la equidad en CRISP-DM se podrá generalizar en todas las industrias y tecnologías [24].

En la Figura 7 se muestra las fases del modelo de proceso CRISP-DM actual para la minería de datos, el cual sirvió para realizar el entrenamiento del modelo[25].

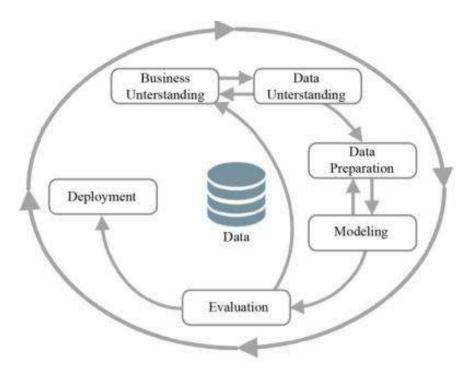


Figura 7. Fases del modelo de proceso CRISP-DM

Comprensión del negocio

Durante esta implica se realiza el entendimiento de los propósitos y requisitos del negocio desde el punto de vista empresarial, con el objetivo de convertirlos en metas de tipo técnico y elaborar un plan de proyecto de minería de datos [26].

Comprensión de los datos

Aquí se forman hipótesis para la información oculta con respecto al objetivo del proyecto de minería de datos de acuerdo a la experiencia y suposiciones calificadas[25].

Además de eso comprende la recolección inicial de los datos con la finalidad de establecer un primer acercamiento con el problema, familiarizarse con ellos, determinar su calidad y fijar las relaciones más evidentes que permitan concretar las primeras hipótesis [27].

Preparación de los datos

En esta fase se recopila los datos relevantes y se los adecua para la tarea de minería de datos real. Esto envuelve el preprocesamiento, la reducción y filtrado de datos, de igual manera la generación de características relacionadas al objetivo del proyecto de minería de datos. Igualmente, los conjuntos de datos se pueden etiquetar según el conocimiento de dominio experto de los ingenieros, de forma que se representen en el conjunto de datos[25].

Modelado

Durante es fase, se eligen y aplican varias técnicas de modelado, y sus parámetros se ajustan a valores óptimos. Generalmente, existen diversas técnicas para el mismo tipo de problema de minería de datos. La preparación de datos al igual que el modelado estás estrictamente relacionados. Comúnmente, los problemas de datos surgen mientras modela o se obtiene ideas para construir nuevos datos[28].

Antes de realizar el modelado de los datos se debe establecer un método de evaluación de los modelos que facilite establecer el grado de adecuación de cada uno de ellos. Una vez realizado esto se procede a la generación y evaluación del modelo. Los parámetros establecidos en la generación del modelo dependen de los rasgos de los datos y del nivel de precisión que se desea alcanzar con el modelo [27].

Evaluación

Durante esta fase se evalúa el modelo, tomando en cuenta que se debe cumplir los criterios de éxito del problema. Se debe considerar que la fiabilidad calculada para el modelo se emplea solamente para los datos a los cuales se le realizó el análisis. Es primordial revisar el proceso, tomando en cuenta los resultados obtenidos, para poder realizar nuevamente algún paso anterior, en el que se haya cometido algún error[27].

Además de eso se evalúan los resultados y si cumplen con los objetivos de minería de datos, modelos ocupados y relaciones costo beneficio. Dentro de esta, las listas de verificación, la evaluación comparativa interna y el análisis estadístico pueden servir para evaluar los resultados y crear ideas de mejora rentables [29].

4.1.4 Modelo de aceptación tecnológico (TAM)

Este modelo fue desarrollado en 1989 por Fred Davis basado en la Teoría de la Acción Razonada elaborada en el campo de la psicología social por Fishbein y Ajzen en el año 1975, la cual explica que las creencias influyen en las actitudes de las personas y a través de ellas se pueden predecir comportamientos en su conducta. TAM se enfoca en el análisis de las tecnologías de la información y comunicación y determina aquellos factores que condicionan la forma de actuar del usuario ante la innovación y al uso de una herramienta tecnológica [17].

El modelo de aceptación tecnológica consigue información mediante un cuestionario relacionado con seis variables que son:

- Facilidad de uso percibida (Perceived Ease of Use PEOU): grado que una persona piensa que al usar una herramienta va a necesitar un esfuerzo extra.
- Utilidad percibida (Perceived Usefulness PU): valora el grado en que una persona cree que al usar una herramienta puede mejorar su rendimiento.
- Autoeficacia con el ordenador (Computer selfefficacy CSE): grado de confianza que poseen los usuarios en su habilidad para utilizar el sistema.
- Uso del Sistema (System Usage SU): Es la frecuencia con la que un usuario utiliza el sistema.
- Soporte técnico (Technical Suport TS): Evalúa si se cuenta con medios de ayuda para que el usuario pueda aclarar y resolver dudas, de igual forma, los problemas relacionados con el uso del sistema.
- Actitud (Attitud A): Grado en el que un usuario se encuentra interesado en utilizar el sistema [17].

Limitaciones de TAM

TAM se centra en predecir el uso de tecnologías, mas no, en el incremento del rendimiento de un usuario. No existe una relación positiva entre uso y rendimiento. Puede que una tecnología sea usada, pero eso no involucra mejoras en el rendimiento del usuario.

Otra limitación de TAM tiene que ver con su capacidad de predecir el real uso de una tecnología. Los resultados de TAM basados en auto reporte han sido cuestionados, ya que se conoce las limitaciones que tienen los instrumentos basados en autopercepciones de los usuarios.

Gran parte de la investigación ha sido conducida midiendo las variables TAM en grupos homogéneos. Por lo tanto, cuando se ha medido el modelo se ha hecho en grupos de estudiantes o de trabajadores. Esto restringe la posibilidad de generalizar los resultados logrados a ambientes reales que suelen ser más heterogéneos. En consecuencia, existe la duda si TAM podría seguir siendo válido cuando la adopción tecnológica es en una organización en la cual sus integrantes presentan diferentes niveles de habilidades.

El modelo TAM ha sido varias veces validado. Pero el enfoque cuantitativo ha sido el que casi siempre se ha usado para evaluar la validez y pertinencia del modelo. Esto restringe las posibilidades de TAM y da oportunidades de investigación usando enfoques cualitativos[18].

4.1.5 Trabajos Relacionados

En la Tabla 2 se presentan los trabajos relacionados encontrados, los cuales han sido utilizados como base para la creación de nuestro proyecto de titulación[19] [20] [21] [22].

Tabla 2. Información de los trabajos relacionados encontrados

Numero	ormación de los trabajos relacio Nombre	Autor	Técnica Utilizada	Porcentaje de Acierto
TR1	"Desarrollo de un Sistema de Reconocimiento de Placas Vehiculares"	Darwin Darío Espinoza Saquicela, Christian Antonio Salinas Escoba	Operaciones Morfológicas Red neuronal artificial (ANN)	90 %
TR2	"Análisis, Diseño E Implementación De Un Sistema De Control De Ingreso De Vehículos Basado En Visión Artificial Y Reconocimiento De Placas En El Parqueadero De La Universidad Politécnica Salesiana - Sede Cuenca"	Mayra Alejandra Álvarez Duran	OCR Tesseract	94%
TR3	"Implementación Del Sistema De Registro Automático De Las Placas Vehiculares Utilizando Reconocimiento Óptico De Caracteres Y Visión Artificial, En La Garita de La Universidad Estatal Península De Santa Elena"	Cristhian Antonio Rodríguez Yagual, Edwin Edilmo Tarira Guerrero	OCR LabVIEW	92%
TR4	"Reconocimiento de placas vehiculares mediante procesamiento de imágenes para optimizar el acceso a los parqueaderos de la UTA, Campus Huachi"	Javier Eduardo Pérez Villalba	OCR Función Obtención de Puntos Función Cambio Morfológico	No especificado

5. Metodología, Materiales y Métodos

Área de estudio

El presente Trabajo de Titulación se desarrolló en la Facultad de la Energía, las Industrias y los Recursos Naturales no Renovables, debido a que no cuenta con un control automatizado de los vehículos que ingresan a sus instalaciones, la finalidad de este trabajo es poder optimizar la entrada de los vehículos, reduciendo el tiempo que se demoran en ingresar y llevando un conteo y registro de los mismos, esto además servirá para regular que se permita la entrada solo personas pertenecientes a la institución.

5.2 Metodos

5.2.1 Método Inductivo

Se lo ha utilizado para identificar los inconvenientes que tiene el actual control de ingreso hacia la universidad, al no contar con un sistema el cual controle y gestione el ingreso de los vehículos hacia la facultad.

5.2.2 Método Deductivo

Se lo ha utilizado para dar una solución adecuada a las necesidades requeridas en el control del ingreso de los vehículos hacia la facultad y a los requerimientos obtenidos de las partes interesadas.

5.3 Tecnicas

5.3.1 Encuesta

Esta técnica se ha aplicado a los docentes, administrativos y estudiantes de la Facultad De La Energía, Las Industrias y Los Recursos Naturales No Renovables, con el fin de determinar la problemática y la factibilidad de implementar un sistema de reconocimiento de placas vehiculares para el control del ingreso vehicular en la Facultad haciendo uso del Deep Learning (VER ANEXO I).

5.3.2 Entrevista

Esta técnica se ha aplicado a la persona encargada de controlar el ingreso y salida de los vehículos hacia la Facultad. Se ha utilizado esta técnica con la finalidad de conocer como es el proceso actual que se lleva a cabo para autorizar o no el ingreso de un vehículo hacia la facultad y que tiempo conlleva todo este proceso (VER ANEXO II).

5.4 Metodología

5.4.1 Extreme Programing

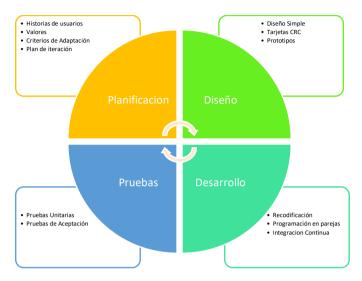


Figura 8. Fases de la Metodología XP

Planificación

Dentro de esta fase se realizó la recolección de toda la información referente al proceso que se lleva a cabo para que un vehículo pueda ingresar hacia la facultad, el tiempo que conlleva todo este proceso y quienes son las partes involucradas en el mismo. Así mismo se efectuó el análisis de toda la información y validación de la misma, todo esto con ayuda de encuestas y entrevistas. (VER ANEXO I y ANEXO II)

Diseño

En esta fase se utilizó el modelo 4+1, las vistas consideradas para el desarrollo de la arquitectura son las siguientes: vista lógica, vista física, vista de procesos y vista de desarrollo

Desarrollo

En esta fase se desarrolló el diseño de las interfaces del usuario de la aplicación web, en la cual se podrá gestionar todo lo referente a los vehículos, registro de un nuevo vehículo, eliminación de vehículos, reportes, etc. Además, se procedió a codificar la solución informática comprobando que cumpla con los requerimientos establecidos, garantizando de esta forma la funcionalidad del sistema.

Pruebas

Aquí se realizaron las pertinentes pruebas a la solución informática tales como: pruebas unitarias y de aceptación a los usuarios del sistema. Considerándose estas pruebas indispensables para la aceptación del sistema web.

6. Resultados

6.1. Objetivo 1

Construir el modelo de reconocimiento de placas vehiculares haciendo uso del Deep Learning

6.1.1. Tarea 1: Recopilación de los diversos métodos y técnicas para el sistema de reconocimiento de placas haciendo uso de cuadros comparativos.

La recopilación de los métodos y técnicas, sirvió para determinar la técnica más optimas, ya que no todas las técnicas de Deep Learning se pueden usar par aun mismo propósito; nuestra finalidad es la detección de objetos, por lo tanto, se recopiló diversos métodos los cuales has sido evaluados con un conjunto de datos llamado MSCOCO el cual contiene 80 categorías, y más de 160 000 imágenes, las cuales están divididas en entrenamiento, validación y prueba. Según.

En la Tabla 3 se presentan los métodos utilizados para la detección de objetos, los cuales han sido probados y validados con una cantidad extensa de datos [30].

Tabla 3. Métodos de detección de objetos

Modelo	Backbone	Año	Promedio
			precisión
Detectores de dos etapas:			
Fast R-CNN	VGG-16	2015	19.7
Faster R-CNN	VGG-16	2015	21.9
R-FCN	ResNet-101	2016	29.9
Faster R-CNN+++	ResNet-101	2016	34.9
Faster R-CNN by G-RMI	Inception-ResNet-v2	2017	34.7
DeNet-101	ResNet-101	2017	33.8
CoupleNet	ResNet-101	2017	34.4
Deformable R-FCN	Aligned-Inception-ResNet	2017	37.5
Mask-RCNN	ResNeXt-101	2017	39.8
Fitness-NMS	ResNet-101	2017	41.8
umd det	ResNet-101	2017	40.8
C-Mask RCNN	ResNet-101	2018	42.0
DCN w Relation Net	ResNet-101	2018	39.0
DCN+R-CNN	ResNet-101+ResNet-152	2018	42.6
SNIP++	DPN-98	2018	45.7
PANet++	ResNeXt-101	2018	47.4
Grid R-CNN	ResNeXt-101	2019	43.2
TridentNet	ResNet-101	2019	42.7
TridentNet	ResNet-101-Deformable	2019	48.4

Luego de recolectar los diversos métodos, se pudo determinar que la mayoría de estos trabajan con las redes neuronales convolucionales, por lo tanto, se procedió a buscar modelos ya pre entrenados, ya que estos han sido validados con enormes cantidades de datos y su tiempo de ejecución es menor en comparación a modelo creado desde cero, esto se debe a que en los modelos pre entrenados no se tiene que calcular los pesos de entrada de cada capa, sino que se ajustan según va pasando las épocas.

En la Tabla 4 se presentan los modelos pre entrenados, estos presentan diferentes niveles de precisión y parámetros [31].

Tabla 4. Información de diversos modelos pre entrenados

Modelo	Tamaño (MB)	Precisión	Parámetros	Tiempo (ms) por paso de inferencia (CPU)	Tiempo (ms) por paso de inferencia (GPU)
Xcepción	88	94,5%	22,9 millones	109.4	8.1
VGG16	528	90,1%	138,4 millones	69.5	4.2
VGG19	549	90,0%	143,7 millones	84.8	4.4
ResNet50V2	98	93,0%	25,6 millones	45.6	4.4
ResNet101V2	171	93,8%	44,7 millones	72.7	5.4
ResNet152V2	232	94,2%	60,4 millones	107.5	6.6
InceptionV3	92	93.7%	23.9 millones	42.2	6.9
InceptionResNetV2	215	95,3%	55,9 millones	130.2	10.0
MobileNetV2	14	90,1%	3,5 millones	25,9	3.8
DenseNet201	80	93,6%	20,2 millones	127.2	6.7
EfficientNetB7	256	97,0%	66,7 millones	1578.9	61.6
EfficientNetV2B3	59	95,8%	14,5 millones	-	-
EfficientNetV2L	479	97,5%	119.0 millones	-	

6.1.2. Tarea 2: Elección de la técnica y método con mayor nivel de precisión mediante un análisis comparativo.

La elección de los 3 modelos pre entrenados se consideró el peso de cada modelo, su precisión, parámetros y el tiempo en que se demora ser entrenado.

Para el modelo VGG16 el punto más relevante de este son sus parámetros, ya que cuenta con 138,4 millones, el de mayor cantidad en comparación con los otros modelos.

Para el modelo InceptionV3 su punto más fuerte es el tiempo en que se demora ser entrenado con apenas 42.2 ms por inferencia haciendo uso de la CPU y 6.9 haciendo uso de la GPU.

Para el modelo InceptionResNetV2 se tomó en cuenta que se realiza una combinación entre el modelo Inception y el ResNet, con la finalidad de comprobar si la combinación de estos hace que el modelo presente mejor resultados.

6.1.3. Tarea 3: Creación y entrenamiento del modelo de reconocimiento de placas vehiculares haciendo uso TensorFlow.

Para el entrenamiento del modelo se utilizó la metodología CRISP-DM la cual cuenta con 5 fases: Comprensión del negocio, comprensión de los datos, preparación de los datos modelado, evaluación e implantación. El desarrollo de cada una de estas fases se verá a continuación.

Primera Fase: Comprensión del negocio

Determinar los objetivos del negocio.

El reconocimiento de placas vehiculares es una tecnología que se utiliza en diversos sectores como, por ejemplo: El cobro automático en peajes, el control y gestión de parqueaderos, recuperación de autos robados, sanciones por exceso de velocidad, etc. En este contexto, el negocio consiste en la creación o adquisición de un dataset el cual contenga la información adecuada y una cantidad de datos lo suficientemente extensa, la cual servirá para proseguir a la creación del modelo, eficiente y que la detección de las placas sea lo más alta posible.

Evaluación de la situación.

Los diversos datasets se pueden obtener directamente desde la plataforma Kaggle, la cual cuenta con un sinnúmero de datasets y ejemplos de cómo implementarlos, dependiendo para que vayan a ser utilizados, existen diversos datasets, algunos que contienen únicamente imágenes y otros que contiene imágenes y etiquetas. Por otra parte, las técnicas para entrenar el modelo están documentadas dentro de la plataforma TensorFlow, la cual es una plataforma de código abierto de extremo a extremo para el aprendizaje automático; además de eso, dentro de esta se pueden encontrar modelos ya pre entrenados los cuales facilitan el modelamiento.

Determinar los objetivos de la minería de datos.

Los objetivos del negocio a alcanzar en función de la minería de datos son: 1. Adquisición de diversos datasets, con variada información. 2. Elegir más adecuado, según el modelo que se desea construir. 3. Separar los datos en dos categorías: entrenamiento y validación. 4. Crear las respectivas etiquetas para cada una de las imágenes.

Realizar el plan del proyecto.

En el proyecto se contemplan las siguientes etapas generales: 1. Adquisición de diversos datasets, de varias fuentes. 2. Exploración y verificación de la calidad de los datos. 3. Preparación de los datos para el análisis, lo que implica la separación de los datos en dos categorías: entrenamiento y validación. Además de eso se crean las etiquetas cada para una de las imágenes. 4. Modelado. En esta etapa se hace uso de Google Colab, el cual sirve para escribir código en Python y es adecuado para tareas de aprendizaje automático y análisis de datos, se utilizarán diversos parámetros en las capas de entrenamiento, para comprobar cuál es el más eficiente. 5. Evaluación de los resultados. Se evaluarán los modelos con sus respectivos parámetros y se comprueba cuál obtuvo mejores resultados al detectar la placa vehicular. 6. Implementación. Una vez elegido el modelo más eficiente, se implementará este modelo dentro de la página web.

Segunda Fase: Comprensión de los datos

Recolectar los datos iniciales.

Se emplea la plataforma Kaggle, la cual es la brinda las herramientas y recursos más importantes para el aprendizaje automático.

En la Tabla 5 se presenta los diversos datasets encontrados, de los cuales se eligió el mejor para poder realizar el respectivo entrenamiento [32].

Tabla 5. Datasets encontrados dentro de la página Kaggle.

Nombre del dataset	Número de datos	Formato
Car License Plate Detection	433 imágenes	JPG
	433 etiquetas	
license-plate-detection	No definido	No definido
License Plate Characters -	209 imágenes	PNG
Detection OCR	236 etiquetas	
Two Wheeler Number / License	750 imágenes	JPG
Plate Detection		
License Plate Digits	35 directorios, cada uno	JPG
Classification Dataset	con más de 1000 imágenes	
Indian License Plates with	2083 imágenes	JPG
Labels	2021 etiquetas	

Finalmente se hizo uso del dataset llamado "Car License Plate Detection", este conjunto de datos contiene 433 imágenes con etiquetas de cuadros delimitadores de las matrículas de automóviles dentro de la imagen. Las etiquetas se proporcionan en formato PASCAL VOC.

Descripción de los datos.

Este set de datos cuenta con 433 imágenes en formato .PNG, están imágenes son fotografías de diferentes vehículos en diversos ángulos y posiciones, en las cuales consta la placa vehicular de cada uno de ellos. De igual forma, contiene las etiquetas de cada una de las imágenes, las cuales sirven para determinar las coordenadas en donde se encuentra ubicada la placa.

Exploración de los datos.

Las imágenes que contiene el dataset son de diferentes vehículos, algunos de estos se encuentran estacionados, otros en movimiento, en parqueaderos, en congestionamientos, etc. Además de eso se encuentran en diferentes ángulos, como frontal, posterior o lateral.

Las etiquetas se encuentras estructuradas de la siguiente forma:

- Ubicación
- Nombre de imagen
- Tamaño de imagen (ancho, alto y profundidad)
- Segmento
- Objeto
 - o Nombre
 - O Coordenadas de la placa vehicular

En la Figura 9 se muestra cómo se encuentras estructurado cada una de las etiquetas, las cuales servirán posteriormente para el entrenamiento.

```
<annotation>
   <folder>inages</folder>
    <filename>Cars0.png</filename>
   <s1ze>
       <width>500</width>
       <height>268</height>
       <depth>3</depth>
   </s1ze>
   <segmented>B</segmented>
   <object>
       <name>licence</name
       specified
       <truncated>8</truncated>
       <difficult>8</difficult>
       <br/>hndbox>
           <min>226</min>
           <ymin>125</ymin>
           <xmax>419
           <ymax>173</ymax>
       </bndbox>
</amnotation>
```

Figura 9. Estructura de las etiquetas

Verificar la calidad de los datos.

Luego de la exploración inicial de los datos, se puede afirmar que estos son completos. Los

datos cumplen con las condiciones necesarias para ser trabajados y usados para el

entrenamiento del modelo. Los datos no contienen imágenes que no contribuyan al

entrenamiento del modelo, ya que han sido elegidas cuidadosamente. Además de eso cada

imagen tiene su respectiva etiqueta, de forma equilibrada. Una posible mejora a los datos sería

añadir más imágenes y etiquetas al dataset.

Tercera Fase: Preparación de los datos

Dentro de esta fase existen cinco pasos a realizar: la selección de datos, limpieza de datos,

construcción de los datos, integración de los datos y formateo de los datos.

Estos pasos han sido obviados ya que, no se necesitan realizar ninguna modificación a los

datos, en el caso que se quiera añadir más datos al dataset se procederá a realizar esta fase.

Por lo tanto, los datos se encuentran debidamente ordenados y nombrados, cada imagen con

un nombre y un número único, al igual que las etiquetas de los datos. Listo para pasar a la

fase de modelado.

Cuarta Fase: Modelado

Escoger técnica de modelado

Para la creación del modelo se utilizaron 3 modelos pre entrenados para la detección de

objetos basados en CNN: VGG16, InceptionV3 e InceptionResNetV2, todo esto para poder

verificar cual es el nivel de precisión y pérdida al utilizar el dataset elegido.

Generar el plan de prueba

Una vez se encuentre entrenado el modelo se debe verificar la calidad y validez del mismo,

por lo tanto, en este paso se realiza una separación de los datos una parte para el entrenamiento

y otra para la validación. Entonces, se crea el modelo basado en el conjunto de datos de

entrenamiento y se mide la calidad del mismo con el conjunto de prueba.

En la Figura 10 se muestra la separación de los datos en entrenamiento y validación, se

designa un 80 % de los datos para el entrenamiento y el restante para la validación.

```
X = np.array(data,dtype=np.float32)
y = np.array(output,dtype=np.float32)

x_train,x_test,y_train,y_test = train_test_split(X,y,train_size=0.8,random_state=0)
x_train.shape,x_test.shape,y_train.shape,y_test.shape
```

Figura 10. Separación de los datos en entrenamiento y validación.

Construir el modelo

Para los 3 modelos utilizados, primeramente, se exportó desde keras, luego se utilizó la función Flatten para aplanar los datos, se agregaron dos capas densas: la primera de 500 neuronas con una activación relu y la segunda con 250 neuronas igualmente con una activación relu. Finalmente, se aplicó una capa densa de salida con activación sigmoid.

En la Figura 11 se muestra la importación del modelo InceptionResNetV2 y la agregación de las capas densas con su respectiva activación.

```
inception_resnet = InceptionResNetV2(weights="imagenet",include_top=False, input_tensor=Input(shape=(224,224,3)))
# ----------
headmodel = inception_resnet.output
headmodel = Flatten()(headmodel)
headmodel = Dense(500,activation="relu")(headmodel)
headmodel = Dense(250,activation="relu")(headmodel)
headmodel = Dense(4,activation='sigmoid')(headmodel)
```

Figura 11. Creación del modelo InceptionResNetV2.

En la Figura 12 se muestra la compilación del modelo InceptionResNetV2, con un optimizado Adam y una ponderación de 0.0001.

Figura 12. Compilación y parámetros del modelo InceptionResNetV2..

En la Figura 13 se muestra la importación del modelo VGG16 y la agregación de las capas densas con su respectiva activación.

Figura 13. Creación del modelo VGG16.

En la Figura 14 se muestra la compilación del modelo VGG16, con un optimizado Adam y una ponderación de 0.0001.

Figura 14. Compilación y parámetros del modelo VGG16.

En la Figura 15 se muestra la importación del modelo InceptionV3 y la agregación de las capas densas con su respectiva activación.

```
inception_resnet = InceptionV3(weights="imagenet",include_top=False, input_tensor=Input(shape=(224,224,3)))
# ------
headmodel = inception_resnet.output
headmodel = Flatten()(headmodel)
headmodel = Dense(500,activation="relu")(headmodel)
headmodel = Dense(250,activation="relu")(headmodel)
headmodel = Dense(4,activation='sigmoid')(headmodel)
```

Figura 15. Creación del modelo InceptionV3.

En la Figura 16 se muestra la compilación del modelo InceptionV3, con un optimizado Adam y una ponderación de 0.0001.

Total params: 47,529,538 Trainable params: 47,495,106 Non-trainable params: 34,432

Figura 16. Compilación y parámetros del modelo InceptionV3.

Una vez creados los modelos se procede a entrenar los mismos, para el entrenamiento se utilizó 50 épocas, y se obtuvo diferentes niveles de precisión y pérdida, los valores obtenidos de muestran en la Tabla 6.

En la Tabla 6 se presenta los resultados obtenidos del entrenamiento, los cuales sirvieron para determinar cuál es el modelo con los valores más óptimos.

Tabla 6. Resultados de los 3 modelos entrenados.

Modelo pre entrenado	Épocas	Accuracy	loss	Val accuracy	Val loss	Tiempo Ejecución GPU
InceptionResNetV2	50	0.9653	0.5969	0.8506	0.6279	7 minutos
VGG16	50	0.9566	0.5995	0.8966	0.6085	6 minutos
InceptionV3	50	0.9335	0.5999	0.8736	0.6119	4 minutos

Evaluar el modelo

Para realizar una evaluación de cuál es el modelo más optimo, se procedió a entrenar los modelos con más épocas, los resultados obtenidos se muestran en la Tabla 7.

En la Tabla 7 se presentan los resultados de los modelos entrenados con 50, 90 y 180 respectivamente.

Tabla 7. Resultados de los 3 modelos entrenados con mayor cantidad de épocas

Modelo pre entrenado	Épocas	Accuracy	Loss	Val accuracy	Val loss	Tiempo Ejecución GPU
	50	0.9653	0.5969	0.8506	0.6279	7 minutos
InceptionResNetV2	90	0.9740	0.5976	0.8506	0.6632	14 minutos
	180	0.9682	0.5972	0.8851	0.6965	28 minutos
	50	0.9566	0.5995	0.8966	0.6085	6 minutos
VGG16	90	0.9653	0.5984	0.8966	0.6075	10 minutos
	180	0.9624	0.5987	0.9425	0.6081	19 minutos
InceptionV3	50	0.9335	0.5999	0.8736	0.6119	4 minutos
	90	0.9653	0.5986	0.9310	0.6076	6 minutos
	180	0.9595	0.5989	0.8621	0.6110	12 minutos

Quinta Fase: Evaluación

Para esta fase, se hizo uso de los modelos pre entrenados,

En la Figura 17 se muestra el nivel de precisión obtenido, haciendo uso del modelo InceptionResNetV2, y con un número de 50 épocas, según la gráfica obtenida, los valores de precisión en el entrenamiento son aceptables superando el 95 %, pero la validación de la precisión no es óptima ya que está por debajo del 90 %.

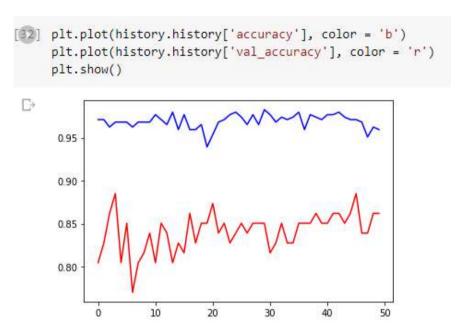


Figura 17. Nivel de precisión y validación de la precisión con 50 épocas.

En la Figura 18 se muestra el nivel de pérdida obtenido, haciendo uso del modelo InceptionResNetV2, y con un número de 50 épocas. Según la gráfica obtenida, los valores de pérdida en el entrenamiento se mantienen estables en un intervalo del 60 %, pero la validación de la pérdida varía mucho, llegando a un nivel del 68 % el más alto y 61 % el más bajo.

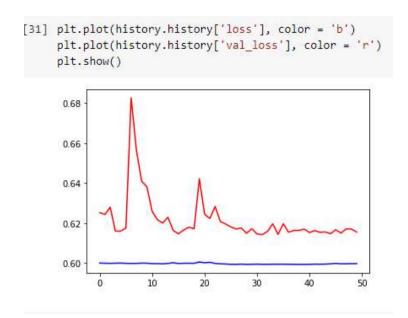


Figura 18. Nivel de pérdida y validación de la pérdida con 50 épocas.

En la Figura 19 se muestra el nivel de precisión obtenido, haciendo uso del modelo InceptionResNetV2, y con un número de 90 épocas. Según la gráfica obtenida, los valores de precisión en el entrenamiento son aceptables superando el 95 %, de igual forma la validación de la precisión se mantiene estable superando en ciertos momentos el 85 %, por lo tanto, al aumentar el número de épocas se ha mejorado el modelo.

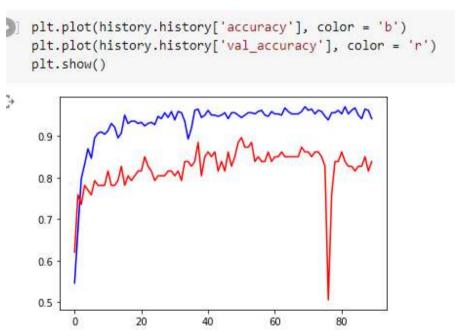


Figura 19. Nivel de precisión y validación de la precisión con 90 épocas.

En la Figura 20 se muestra el nivel de pérdida obtenido, haciendo uso del modelo InceptionResNetV2, y con un número de 90 épocas. Según la gráfica obtenida, los valores de pérdida en el entrenamiento se mantienen estables en un intervalo del 50 %, pero la validación

de la pérdida varía mucho, no llega a ser estabilizarse, con niveles demasiado altos superando el 100 %, en ciertas épocas, por lo tanto, no está en los niveles óptimos anhelados.

```
plt.plot(history.history['loss'], color = 'b')
plt.plot(history.history['val_loss'], color = 'r')
plt.show()
```

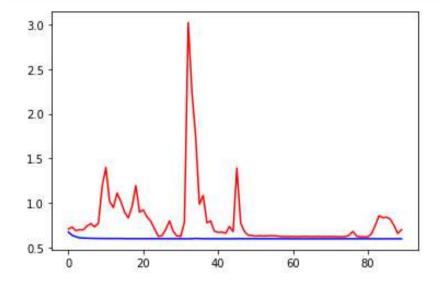


Figura 20. Nivel de pérdida y validación de la pérdida con 90 épocas.

En la Figura 21 se muestra el nivel de precisión obtenido, haciendo uso del modelo InceptionResNetV2, y con un número de 180 épocas. Según la gráfica obtenida, los valores de precisión en el entrenamiento son aceptables superando el 95 %, en cuanto a la validación de la precisión se mantiene estable supera el 80 %, por lo tanto, este modelo es uno de los más estables hasta el momento.

```
plt.plot(history.history['accuracy'], color = 'b')
plt.plot(history.history['val_accuracy'], color = 'r')
plt.show()
```

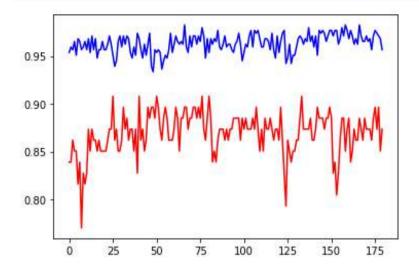


Figura 21. Nivel de precisión y validación de la precisión con 180 épocas.

En la Figura 22 se muestra el nivel de pérdida obtenido, haciendo uso del modelo InceptionResNetV2, y con un número de 180 épocas. Según la gráfica obtenida, los valores de pérdida en el entrenamiento se mantienen estables en un intervalo del 60 %, la validación de la pérdida varía solo al inicio, luego se estabiliza hasta llegar a un 61 %.

```
plt.plot(history.history['loss'], color = 'b')
plt.plot(history.history['val_loss'], color = 'r')
plt.show()
```

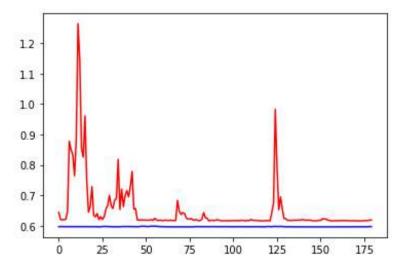


Figura 22. Nivel de pérdida y validación de la pérdida con 180 épocas.

En la Figura 23 se muestra el nivel de precisión obtenido, haciendo uso del modelo VGG16, y con un número de 50 épocas, según la gráfica obtenida, los valores de precisión en el

entrenamiento son demasiado irregulares nunca llegan a estabilizarse, en cuanto a la validación a pesar de que llega a un 95 % tampoco se estabiliza en ningún momento.

```
plt.plot(history.history['accuracy'], color = 'b')
plt.plot(history.history['val_accuracy'], color = 'r')
plt.show()
```

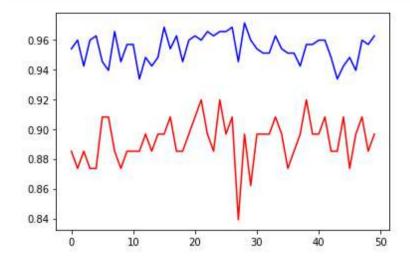


Figura 23. Nivel de precisión y validación de la precisión con 50 épocas.

En la Figura 24 se muestra el nivel de pérdida obtenido, haciendo uso del modelo VGG16, y con un número de 50 épocas. En este modelo se puede observar que los valores de pérdida en el entrenamiento se mantienen en un intervalo del 60 %, sin embargo, la validación de la pérdida varía mucho según el paso de las épocas.

```
plt.plot(history.history['loss'], color = 'b')
plt.plot(history.history['val_loss'], color = 'r')
plt.show()
```

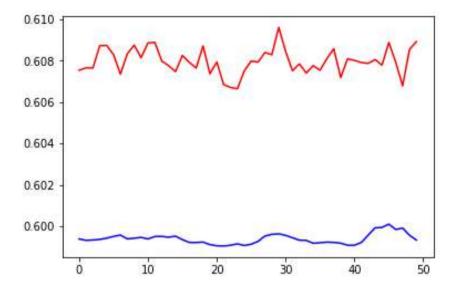


Figura 24. Nivel de pérdida y validación de la pérdida con 50 épocas.

En la Figura 25 se muestra el nivel de precisión obtenido, haciendo uso del modelo VGG16, y con un número de 90 épocas. Según la gráfica obtenida, los valores de precisión en el entrenamiento son bastante aceptables ya que la precisión en el entrenamiento como en la validación se mantiene regulares en un intervalo de 90 % aproximadamente.

```
plt.plot(history.history['accuracy'], color = 'b')
plt.plot(history.history['val_accuracy'], color = 'r')
plt.show()
```

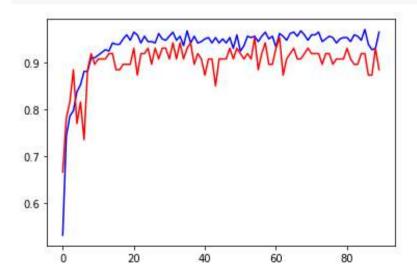


Figura 25. Nivel de precisión y validación de la precisión con 90 épocas.

En la Figura 26 se muestra el nivel de pérdida obtenido, haciendo uso del modelo VGG16, y con un número de 90 épocas, en este modelo se puede observar que los valores de pérdida en el entrenamiento se mantienen muy estables un intervalo del 60 %, con la validación sucede lo mismo se mantiene dentro del mismo intervalo, por lo tanto, es un modelo altamente aceptable.

```
plt.plot(history.history['loss'], color = 'b')
plt.plot(history.history['val_loss'], color = 'r')
plt.show()

0.66-
0.65-
0.64-
0.63-
0.62-
0.61-
```

Figura 26. Nivel de pérdida y validación de la pérdida con 90 épocas.

20

0.60

Ó

En la Figura 27 se muestra el nivel de precisión obtenido, haciendo uso del modelo VGG16, y con un número de 180 épocas, según la gráfica obtenida, los valores de precisión en el entrenamiento superan el 90 %, la validación de la precisión no se baja del 80 % demostrando ser el mejor modelo hasta ahora.

```
plt.plot(history.history['accuracy'], color = 'b')
plt.plot(history.history['val_accuracy'], color = 'r')
plt.show()
```

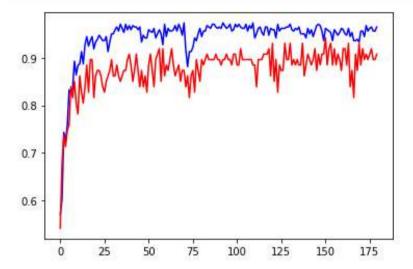


Figura 27. Nivel de precisión y validación de la precisión con 180 épocas.

En la Figura 28 se muestra el nivel de pérdida obtenido, haciendo uso del modelo VGG16, y con un número de 90 épocas, en este modelo se puede observar que los valores de pérdida en el entrenamiento se mantienen muy estables un intervalo del 60 %, con la validación sucede lo mismo se mantiene dentro del mismo intervalo, por lo tanto, es un modelo altamente aceptable.

```
plt.plot(history.history['loss'], color = 'b')
plt.plot(history.history['val_loss'], color = 'r')
plt.show()

0.67 -
0.66 -
0.65 -
0.64 -
0.63 -
0.62 -
0.61 -
```

Figura 28. Nivel de pérdida y validación de la pérdida con 180 épocas.

75

100

125

150

175

0.60

0

25

En la Figura 29 se muestra el nivel de precisión obtenido, haciendo uso del modelo InceptionV3, y con un número de 50 épocas. Según la gráfica obtenida, los valores de precisión varían mucho, a pesar de alcanzar niveles superiores al 96 %, al final no se logran estabilizar, de igual forma sucede con la validación, llegando a niveles por debajo de 88 %.

```
plt.plot(history.history['accuracy'], color = 'b')
plt.plot(history.history['val_accuracy'], color = 'r')
plt.show()

0.98

0.96

0.94

0.92

0.90

0.88
```

Figura 29. Nivel de precisión y validación de la precisión con 50 épocas.

40

20

En la Figura 30 se muestra el nivel de pérdida obtenido, haciendo uso del modelo InceptionV3, y con un número de 50 épocas. En este modelo se puede observar que los valores de pérdida en el entrenamiento se mantienen en niveles del 60 %, con la validación se da una pérdida demasiada alta y que variando constantemente.

80

```
plt.plot(history.history['loss'], color = 'b')
plt.plot(history.history['val_loss'], color = 'r')
plt.show()

0.6150
0.6125
0.6000
0.6025
0.6000
```

Figura 30. Nivel de pérdida y validación de la pérdida con 50 épocas.

40

20

En la Figura 31 se muestra el nivel de precisión obtenido, haciendo uso del modelo InceptionV3, y con un número de 90 épocas,. Según la gráfica obtenida, los valores obtenidos, en la precisión no se encuentran en un mismo nivel y baja constantemente, en la validación está por debajo del 80 %, por lo tanto, no es un modelo óptimo.

60

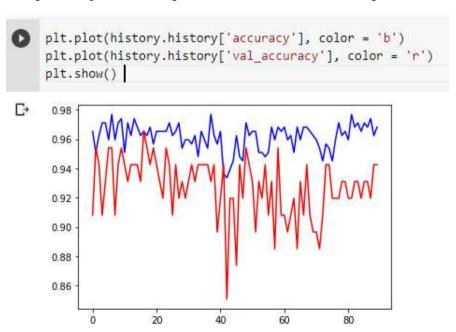


Figura 31. Nivel de precisión y validación de la precisión con 90 épocas.

En la Figura 32 se muestra el nivel de pérdida obtenido, haciendo uso del modelo InceptionV3, y con un número de 90 épocas. En este modelo, los valores de pérdida en el entrenamiento se mantienen en niveles del 60 % durante la mitad de las épocas, pero luego va subiendo lo cual no es conveniente. Por otro lado, la validación no se mantiene a un mismo nivel que el entrenamiento subiendo a niveles del 61 %, al hacer una comparativa con la precisión en ambos los valores no son los más óptimos.

```
plt.plot(history.history['loss'], color = 'b')
plt.plot(history.history['val_loss'], color = 'r')
plt.show()

0.6175
0.6150
0.6125
0.6000

0.6025
0.6000
```

Figura 32. Nivel de pérdida y validación de la pérdida con 90 épocas.

40

20

0

En la Figura 33 se muestra el nivel de precisión obtenido, haciendo uso del modelo InceptionV3, y con un número de 180 épocas, según la gráfica obtenida, los valores obtenidos, en la precisión y validación de la precisión si se encuentran casi al mismo nivel, llegando a un intervalo de 90 a 95 % aproximadamente, sin embargo, no llega a estabilizarse, haciendo que no sea muy recomendable usarlo.

60

```
plt.plot(history.history['accuracy'], color = 'b')
plt.plot(history.history['val_accuracy'], color = 'r')
plt.show()
```

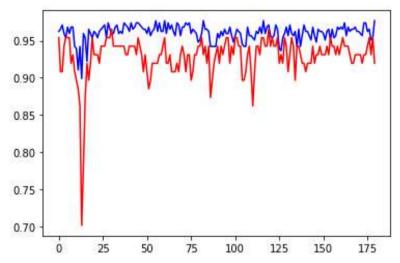


Figura 33. Nivel de precisión y validación de la precisión con 180 épocas.

En la Figura 34 se muestra el nivel de pérdida obtenido, haciendo uso del modelo InceptionV3, y con un número de 180 épocas. En este modelo, los valores de pérdida en el entrenamiento se mantienen en niveles del 60 % durante el paso de las épocas, en cuanto a la validación no se mantiene a un mismo nivel ya que llega a niveles del 72 %, por lo que se llega a determinar que tampoco es un modelo óptimo.

```
plt.plot(history.history['loss'], color = 'b')
plt.plot(history.history['val_loss'], color = 'r')
plt.show()

0.72-
```

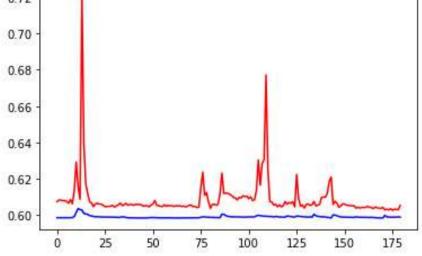


Figura 34. Nivel de pérdida y validación de la pérdida con 180 épocas.

En base a la evaluación de cada uno de los modelos haciendo uso de las gráficas se pudo determinar que el modelo con mejores resultados es el VGG16, este presento niveles óptimos con diversas épocas y una subida de nivel si se siguen aumentando más épocas y mejorando parámetros, por lo tanto, será el modelo que va a ser consumido por la aplicación Web.

Quinta Fase: Implantación

El modelo elegido el cual cumple con el nivel de precisión, pérdida y validación más óptimos, es el que se va a usar para el cumplimiento del segundo objetivo.

6.2. Objetivo 2

Diseñar el sistema de acceso vehicular integrando el modelo de reconocimiento de placas vehiculares mediante la metodología XP.

6.2.1. Tarea 1: Planificación de los entregables según los requisitos del sistema mediante historias de usuarios

6.2.1.1. Roles

En la Tabla 8 se presentan los datos de todas las personas involucradas en el desarrollo del proyecto y cuál es el rol que cumple cada una de ellas.

Tabla 8. Descripción de roles.

Nombre	Rol
Paul Alexander Pasaca Coronel	Analista, diseñador y programador
Pablo Fernando Ordoñez	Director Trabajo de Titulación

6.2.1.2. Especificación de Requisitos

Para poder determinar que funciones tendrá la aplicación web, se realizó una entrevista a la secretaria Luz Gualán, posteriormente se elaboró el documento para la especificación de requisitos conforme con el estándar IEEE Std 830-1998 (VER ANEXO III)

En la Tabla 9 se presenta el número de requisitos funcionales obtenidos, su nombre y su respectiva descripción.

Tabla 9. Requisitos funcionales.

Requisito	Nombre	Descripción
RF 01	Iniciar Sesión	El administrador o usuario (docente,
		administrativo o estudiante), debe ingresar su
		nombre de usuario y la contraseña para poder
		acceder al sistema
RF 02	Registrar Usuario	El sistema permitirá al Administrador registrar los
		datos del usuario, se solicitará datos como: nombre
		de usuario, nombres, apellidos, correo y
		contraseña.
RF 03	Actualizar Usuario	El sistema permitirá al Administrador modificar
		los datos personales del usuario como: nombre de
		usuario, nombres, apellidos, correo y contraseña.
RF 04	Eliminar Usuario	El sistema permitirá al Administrador eliminar a
		un usuario que se encuentre registrado.
RF 05	Listar Usuario	El sistema permitirá al Administrador listar a todos
		los usuarios registrados.

RF 06	Buscar Usuario	El sistema permitirá al Administrador buscar a todos los usuarios registrados mediante cédula, nombre o placa del vehículo.
RF 07	Registrar Vehículo	El sistema permitirá al Administrador registrar los datos del vehículo, se solicitará datos como: marca y placa del vehículo.
RF 08	Actualizar Vehículo	El sistema permitirá al Administrador modificar los datos del vehículo como: marca y placa del vehículo.
RF 09	Eliminar Vehículo	El sistema permitirá al Administrador eliminar un vehículo que se encuentre registrado.
RF 10	Listar Vehículo	El sistema permitirá al Administrador listar todos los vehículos registrados.
RF 11	Buscar Vehículo	El sistema permitirá al Administrador buscar todos los vehículos registrados mediante marca o placa del vehículo.
RF 12	Revisar Historial	El sistema permitirá al administrador o usuario (docente, administrativo o estudiante), revisar el historial de las entradas y salidas de los todos los vehículos, en este historial se detalla la fecha y hora de entrada o salida, propietario del vehículo y número de placa.
RF 13	Crear Reporte	Permite al Administrador crear reportes ya sea del historial de las entradas y salidas de vehículos o de la estadística generada acerca de la cantidad de vehículos ingresados y de las veces que un usuario ingresa o sale de la facultad.
RF 14	Mostrar Estadística	El sistema permitirá al Administrador verificar diversos datos estadísticos como número total de vehículos ingresados u horas de mayor concurrencia.

Los requisitos no funcionales no hacen referencia a las funciones específicas que el sistema realiza, sino a aquellas propiedades emergentes tales como: fiabilidad, tiempo de respuesta, y capacidad de almacenamiento.

En la Tabla 10 se presenta el número de requisitos no funcionales obtenidos, su nombre y su respectiva descripción.

Tabla 10. Requisitos no funcionales.

Requisito	Nombre	Descripción
RNF 01	Interfaz del sistema.	El sistema debe contar con una interfaz de uso
		sencillo, entendible e intuitivo.
RNF 02	Desempeño del sistema	Se garantiza el desempeño del sistema para el
		administrador y usuario. Por lo tanto, la
		información almacenada podrá ser examinada,
		modificada constantemente y de forma simultánea,
		sin que se afecte el tiempo de respuesta.
RNF 03	Nivel de Acceso de	Facilitar y controlar el acceso a la información a
	Usuario	los usuarios autorizados a través de Internet, con la

		finalidad de consultar y subir información según se requiera.
RNF 04	Seguridad en	Garantizar la seguridad del sistema referente a la
	información.	información y datos que se manipulan ya sean
		datos personales, archivos o contraseñas.

6.2.1.3. Historias de Usuarios

Tabla 11. Historia de Usuario Iniciar Sesión.

		Historia de Usuario	
Nro. 1			
Nombre	Iniciar Sesión.		
Descripción	Como usuario, quiero iniciar sesión en la página web, para poder utilizar la funcionalidad especifica del usuario registrado.		
		e Sesión Satisfactorio	
	Dado	El usuario ingresa en la página "Iniciar Sesión"	
	Cuando	El usuario ingresa nombre de usuario y contraseña en la página "Iniciar Sesión" y da clic en el botón "Ingresar"	
	Entonces	Se presenta un mensaje "Inicio de sesión correcto"	
	2 Nombre	e de usuario o contraseña faltante	
	Dado	El usuario ingresa en la página "Iniciar Sesión"	
	Cuando	El usuario no ingresa nombre de usuario y/o contraseña en la página "Iniciar Sesión" y da clic en el botón "Ingresar"	
	Entonces	Se presenta un mensaje "Ingresar nombre de usuario y/o contraseña"	
	3 Nombre de usuario o contraseña incorrectos		
	Dado El usuario ingresa en la página "Iniciar Sesión"		
	Cuando	El usuario ingresa nombre de usuario y/o contraseña incorrectos, en la página "Iniciar Sesión" y da clic en el botón "Ingresar"	
	Entonces	Se presenta un mensaje "Nombre de usuario y/o contraseña incorrectos"	
	4 El nom	bre de usuario debe existir en la base de datos	
	Dado	El usuario ingresa en la página "Iniciar Sesión"	
	Cuando	El usuario ingresa un nombre usuario inexistente y da clic en el botón "Ingresar"	
	Entonces	Se presenta un mensaje "Nombre de usuario incorrecto"	
	5 La contraseña debe coincidir con la registrada en la base de datos Dado El usuario ingresa en la página "Iniciar Sesión"		
	Cuando	El usuario ingresa una contraseña que no coincide y da clic en el botón "Ingresar"	
	Entonces	Se presenta un mensaje "Contraseña incorrecta"	
Observación:			

Tabla 12. Historia de Usuario Registrar Usuario.

		Historia de Usuario	
Nro. 2			
Nombre	Registrar Usuario.		
Descripción	Como administrador, quiero registrar un nuevo usuario, para que el usuario pueda utilizar el sistema.		
	1 Registr	o de Usuario Exitoso	
	Dado	El administrador ingresa en la página "Registrar Usuario"	
	Cuando	El administrador ingresa nombre de usuario, nombres, apellidos, correo y contraseña, en la página "Registrar Usuario" y da clic en el botón "Registrar"	
	Entonces	Se presenta un mensaje "Registro correcto"	
	2 Nombre	e de usuario, nombres, apellidos, correo o contraseña faltante	
	Dado	El administrador ingresa en la página "Registrar Usuario"	
	Cuando	El administrador no ingresa nombre de usuario, nombres, apellidos, correo y contraseña, en la página "Registrar Usuario" y da clic en el botón "Registrar"	
	Entonces	Se presenta un mensaje "Datos vacíos"	
	3 Nombre de usuario, nombres, apellidos, correo o contraseña incorrectos		
	Dado	El administrador ingresa en la página "Registrar Usuario"	
	Cuando	El administrador ingresa nombre de usuario, nombres, apellidos, correo y contraseña incorrectos, en la página "Registrar Usuario" y da clic en el botón "Registrar"	
	Entonces	Se presenta un mensaje "Datos incorrectos"	
	4 El corre	eo debe tener forma de email	
	Dado	El administrador ingresa en la página "Registrar Usuario"	
	Cuando	El administrador ingresa un correo que no contiene la extensión @unl.edu.ec, en la página "Registrar Usuario" y da clic en el botón "Registrar"	
	Entonces	Se presenta un mensaje "Correo ingresado inválido"	
Observación:		1	

Tabla 13. Historia de Usuario Actualizar Usuario.

		Historia de Usuario	
Nro. 3			
Nombre	Actualizar Usuario.		
Descripción	Como administrador, quiero modificar los datos de un usuario, para poder mantener los datos del usuario actualizados.		
	1 Modific	cación de Usuario Exitoso	
	Dado	El administrador ingresa en la página "Actualizar Usuario"	
	Cuando	El administrador modifica nombre de usuario, nombres, apellidos, correo y contraseña, en la página "Actualizar Usuario" y da clic en el botón "Modificar"	
	Entonces Se presenta un mensaje "Actualizado correctamente"		
	2 Nombre de usuario, nombres, apellidos, correo o contraseña incorrectos		
	Dado El administrador ingresa en la página "Actualizar Usuario"		
	Cuando	El administrador ingresa nombre de usuario, nombres, apellidos, correo y contraseña incorrectos, en la página "Actualizar Usuario" y da clic en el botón "Modificar"	
	Entonces	Se presenta un mensaje "Datos incorrectos"	
	4 El corre	eo debe tener forma de email	
	Dado	El administrador ingresa en la página "Actualizar Usuario"	
	Cuando	El administrador ingresa un correo que no contiene la extensión @unl.edu.ec, en la página "Actualizar Usuario" y da clic en el botón "Modificar"	
	Entonces	Se presenta un mensaje "Correo ingresado inválido"	
Observación:			

Tabla 14. Historia de Usuario Eliminar Usuario.

		Historia de Usuario	
Nro. 4			
Nombre	Eliminar Usuario.		
Descripción		inistrador, quiero eliminar un usuario, para poder dar de baja a un ya no pertenezca a la institución.	
	1 Elimina	nción de Usuario Exitoso	
	Dado	El administrador ingresa en la página "Eliminar Usuario"	
	Cuando	El administrador busca el usuario a eliminar, en la página "Eliminar Usuario" y da clic en el botón "Eliminar"	
	Entonces Se presenta un mensaje "Eliminación correcta"		
	2 Usuario no encontrado		
	Dado El administrador ingresa en la página "Eliminar Usuario"		
	Cuando	El administrador busca el usuario a eliminar y no lo encuentra, en la página "Eliminar Usuario" y da clic en el botón "Eliminar"	
	Entonces	Se presenta un mensaje "Usuario no encontrado"	
	3 Error a	l eliminar usuario	
	Dado	El administrador ingresa en la página "Eliminar Usuario"	
	Cuando	El administrador busca el usuario a eliminar, en la página "Eliminar Usuario" y da clic en el botón "Eliminar"	
	Entonces	Se presenta un mensaje "Error al eliminar"	
Observación:			

Tabla 15. Historia de Usuario Listar Usuario.

		Historia de Usuario	
Nro. 5			
Nombre	Listar Usuario.		
Descripción	Como administrador, quiero listar todos los usuarios registrados, para poder verificar los datos de uno o varios usuarios.		
	1 Listado	exitoso de usuario	
	Dado	El administrador ingresa en la página "Listar Usuario"	
	Cuando	El administrador selecciona la opción listar, en la página "Listar Usuario"	
	Entonces Se presenta la lista de los usuarios registrados		
	2 Error al listar		
	Dado	El administrador ingresa en la página "Listar Usuario"	
	Cuando	El administrador selecciona la opción listar, en la página "Listar Usuario"	
	Entonces	Se presenta un mensaje "Error al listar"	
Observación:			

Tabla 16. Historia de Usuario Buscar Usuario.

		Historia de Usuario		
Nro. 6				
Nombre	Buscar Usu	ario.		
Descripción	Como administrador, quiero buscar a todos los usuarios registrados mediante cédula, nombre o placa del vehículo, para comprobar si se encuentra registrado y poder gestionar sus datos. 1 Búsqueda de Usuario Exitoso			
	Dado El administrador ingresa en la página "Buscar Usuario"			
	Cuando	El administrador busca a el usuario, en la página "Buscar Usuario" y da clic en el botón "Buscar"		
	Entonces Se muestra un listado con el/los usuarios e			
	2 Usuario no encontrado			
Dado El administrador ingresa en la página "Buscar Usuario		El administrador ingresa en la página "Buscar Usuario"		
	Cuando	El administrador busca a el usuario, en la página "Buscar Usuario" y da clic en el botón "Buscar"		
	Entonces Se presenta un mensaje "Usuario no encontrado"			
Observación:				

Tabla 17. Historia de Usuario Registrar Vehículo.

Historia de Usuario					
Nro. 7					
Nombre	Registrar V	ehículo.			
Descripción	Como administrador, quiero registrar un nuevo vehículo, para que el vehículo conste dentro del sistema y pueda ser autorizado.				
	1 Registr	o de Vehículo Exitoso			
	Dado	Dado El administrador ingresa en la página "Registrar Vehículo"			
	Cuando El administrador ingresa marca y placa del vehículo en la página "Registrar Vehículo" y da clic en el botón "Registrar"				
	Entonces Se presenta un mensaje "Registro correcto"				
	2 Marca y/o placa del vehículo faltante				
	DadoEl administrador ingresa en la página "Registrar Vehículo"CuandoEl administrador no ingresa marca y placa del vehículo en la página "Registrar Vehículo" y da clic en el botón "Registrar"EntoncesSe presenta un mensaje "Datos vacíos"				
	3 Marca y/o placa del vehículo incorrecto				
	Dado El administrador ingresa en la página "Registrar Vehículo"				
	Cuando El administrador ingresa marca y/o placa del vehículo incorrectos, en la página "Registrar Vehículo" y da clic botón "Registrar"				
	Entonces	Se presenta un mensaje "Datos incorrectos"			
Observación:					

Tabla 18. Historia de Usuario Actualizar Vehículo.

		Historia de Usuario		
Nro. 8				
Nombre	Actualizar `	Vehículo.		
Descripción	Como administrador, quiero modificar los datos de un vehículo, para poder mantener los datos del vehículo actualizados. 1 Modificación de Vehículo Exitoso			
	Dado El administrador ingresa en la página "Actualizar Vehículo"			
	Cuando	El administrador ingresa marca y/o placa nueva, en la página "Actualizar Vehículo" y da clic en el botón "Modificar"		
	Entonces Se presenta un mensaje "Actualizado correctamente"			
	2 Marca y placa incorrectos			
	Dado El administrador ingresa en la página "Actualizar Vehícul			
		El administrador ingresa nueva marca y/o placa incorrectamente, en la página "Actualizar Vehículo" y da clic en el botón "Modificar"		
	Entonces Se presenta un mensaje "Datos incorrectos"			
Observación:				

Tabla 19. Historia de Usuario Eliminar Vehículo.

	Historia de Usuario				
Nro. 9					
Nombre	Eliminar V	ehículo.			
Descripción	Como administrador, quiero eliminar un vehículo, para poder dar de baja a un vehículo que ya no pertenezca a la institución.				
	1 Elimina	nción de Vehículo Exitoso			
	Dado	Dado El administrador ingresa en la página "Eliminar Vehículo"			
	Cuando El administrador busca el vehículo a eliminar, en la página "Eliminar Vehículo" y da clic en el botón "Eliminar"				
	Entonces Se presenta un mensaje "Eliminación correcta"				
	2 Vehículo no encontrado				
	Dado El administrador ingresa en la página "Eliminar Vehículo"				
	Cuando	El administrador busca el vehículo a eliminar y no lo encuentra, en la página "Eliminar Vehículo" y da clic en el botón "Eliminar"			
	Entonces Se presenta un mensaje "Vehículo no encontrado				
	3 Error a	l eliminar vehículo			
	Dado El administrador ingresa en la página "Eliminar Vehículo"				
	Cuando El administrador busca el vehículo a eliminar, en la pági "Eliminar Vehículo" y da clic en el botón "Eliminar"				
	Entonces	Se presenta un mensaje "Error al eliminar"			
Observación:					

Tabla 20. Historia de Usuario Listar Vehículo.

		Historia de Usuario		
Nro. 10				
Nombre	Listar Vehí	culo.		
Descripción		Como administrador, quiero listar todos los vehículos registrados, para poder		
	verificar lo	s datos de uno o varios vehículos.		
	1 Listado exitoso de vehículo			
	Dado El administrador ingresa en la página "Listar Vehículo"			
	Cuando	El administrador selecciona la opción listar, en la página "Listar Vehículo"		
	Entonces Se presenta la lista de los vehículos registrados			
	2 Error al listar Dado El administrador ingresa en la página "Listar Vehículo"			
Cuando El administrador selecciona la opción listar, en la Vehículo"		El administrador selecciona la opción listar, en la página "Listar Vehículo"		
	Entonces Se presenta un mensaje "Error al listar"			
Observación:				

Tabla 21. Historia de Usuario Buscar Vehículo.

		Historia de Usuario		
Nro. 11				
Nombre	Buscar Veh	iículo.		
Descripción	mediante m registrado y	Como administrador, quiero buscar a todos los vehículos registrados mediante marca o placa del vehículo, para comprobar si se encuentra registrado y poder gestionar sus datos. 1 Búsqueda de Usuario Exitoso		
	Dado El administrador ingresa en la página "Buscar Vehículo"			
	Cuando	El administrador busca el vehículo, en la página "Buscar Vehículo" y da clic en el botón "Buscar"		
	Entonces	Se muestra un listado con el/los vehículos encontrados.		
	2 Usuario no encontrado			
	Dado	El administrador ingresa en la página "Buscar Vehículo"		
	Cuando	El administrador busca el vehículo, en la página "Buscar Vehículo" y da clic en el botón "Buscar"		
	Entonces Se presenta un mensaje "Vehículo no encontrado"			
Observación:				

Tabla 22. Historia de Usuario Revisar Historial.

	Historia de Usuario			
Nro. 12				
Nombre	Revisar His	otorial.		
Descripción	Como administrador o usuario (docente, administrativo o estudiante), quiero revisar el historial de las entradas y salidas de los todos los vehículos, para poder verificar el historial en dónde se detalla la fecha y hora de entrada o salida, propietario del vehículo y número de placa.			
	1 Revisión de Historial Exitoso Dado El administrador ingresa en la página "Revisar Historial"			
	Cuando	El administrador o usuario selecciona la fecha o placa del vehículo en la página "Revisar Historial" y da clic en el botón "Revisar"		
	Entonces Se presenta un listado en donde se detalla las diferentes entradas y salidas del vehículo. 2 Fecha de Historial no encontrado Dado El administrador ingresa en la página "Revisar Historial"			
	Cuando El administrador o usuario selecciona la fecha o placa vehículo en la página "Revisar Historial" y da clic en e "Revisar"			
	Entonces	Se presenta un mensaje "No existen registro de en esta fecha"		
Observación:				

Tabla 23. Historia de Usuario Crear Reporte.

		Historia de Usuario	
Nro. 13 Nombre	Crear Reporte.		
Descripción	Como administrador, quiero crear un reporte del historial de las entradas y salidas de los todos los vehículos o la estadística obtenida de los ingresos o salidas de vehículos, para poder entregar estos reportes a las autoridades que lo soliciten. 1 Creación de Reporte Exitoso		
	Dado	El administrador ingresa en la página "Crear Reporte"	
	Cuando	El administrador selecciona la opción crear reporte de historial o reporte de estadística en la página "Crear Reporte" y da clic en el botón "Generar Reporte".	
	Entonces	Se genera un reporte detallado del historial de entradas y salidas o gráficas de la estadística de las entradas o salidas.	
	2 Error al crear reporte		
	Dado	El administrador ingresa en la página "Crear Reporte"	
	Cuando	El administrador selecciona la opción crear reporte de historial o reporte de estadística en la página "Crear Reporte" y da clic en el botón "Generar Reporte".	
Entonces Se pro		Se presenta un mensaje "Se produjo un error al crear el reporte"	
Observación:			

Tabla 24. Historia de Usuario Mostrar Estadística.

	Historia de Usuario			
Nro. 14				
Nombre	Mostrar Es	tadística.		
Descripción	Como administrador, quiero ver la estadística de las entradas y salidas de los vehículos, para verificar datos como: número total de vehículos ingresados u horas de mayor concurrencia. 1 Muestra de estadística Correcta			
	Dado El administrador ingresa en la página "Mostrar Estadística"			
	Cuando	El administrador selecciona la fecha que desea ver la estadística en la página "Mostrar Estadística" y da clic en el botón "Mostrar".		
	Entonces	Se muestra diferentes gráficos detallando el número total de vehículos ingresados u horas de mayor concurrencia.		
	2 Error al mostrar estadística			
	Dado	El administrador ingresa en la página "Mostrar Estadística"		
	Cuando	El administrador selecciona la fecha que desea ver la estadística en la página "Mostrar Estadística" y da clic en el botón "Mostrar".		
Entonces Se presenta un mensaje "Se produjo un error al mostra estadística"		Se presenta un mensaje "Se produjo un error al mostrar estadística"		
Observación:				

6.2.2. Tarea 2: Diseño del sistema mediante diseños simples, glosario de términos y tarjetas CRC

Esta fase está realizada en base a las pautas de diseño propuestas por la metodología XP.

6.2.2.1. Arquitectura del Sistema

En la Figura 35 se muestra la arquitectura del sistema de reconocimiento de placas vehiculares.

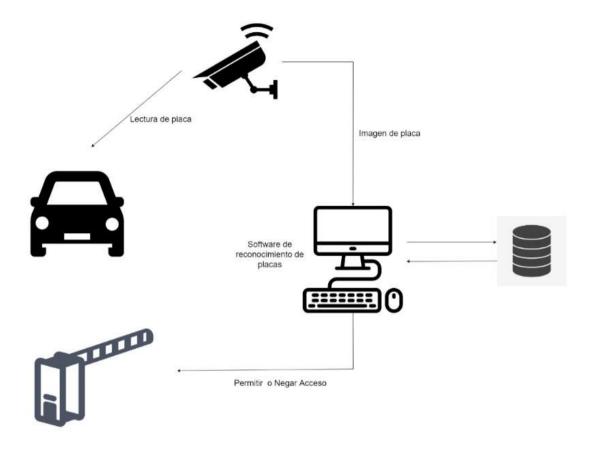


Figura 35. Arquitectura del sistema de reconocimiento de placas

El sistema funciona de la siguiente manera:

- Un vehículo llega a la zona de acceso de la facultad, la cámara obtiene la imagen de la placa del vehículo. Luego la imagen es enviada mediante protocolo IP a la computadora.
- La computadora en donde se encuentra el software de reconocimiento de placas vehiculares, usa la imagen obtenida y realiza los ajustes necesarios para mejorar la imagen y obtener los caracteres de la placa en texto plano.
- El sistema hace uso de la base de datos en dónde se encuentran la información de los usuarios y vehículos registrados.
- Se realiza un comparativa entre la placa obtenida y la base de datos, para verificar si el vehículo se encuentra autorizado o no.
- Finalmente, la computadora envía una señal al brazo mecánico para habilitar o restringir el paso. Se guardará en la base de datos los datos del ingreso del vehículo.

6.2.2.2. Diagrama de casos de uso

En esta sección se muestra el caso de uso general obtenido en base a los requisitos obtenidos anteriormente, además de eso muestra los actores que intervienen dentro de cada funcionalidad del sistema. El desarrollo de los casos de uso específicos se detalla en el ANEXO IV.

En la Figura 36 se muestra el caso de uso general del sistema, sus relaciones y los actores que en intervienen en el mismo.

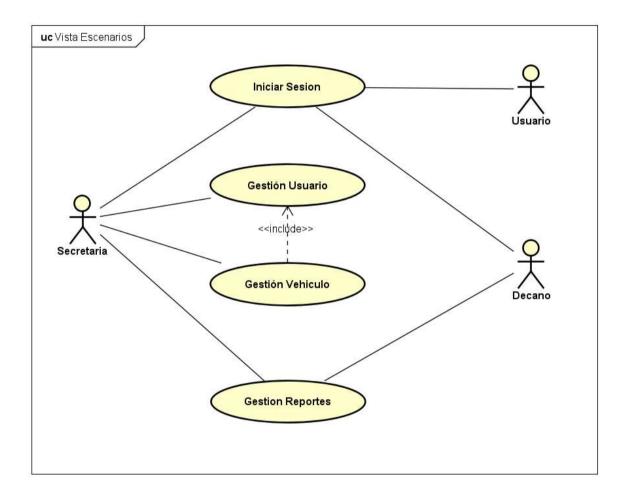


Figura 36. Caso de Uso General del Sistema

6.2.2.3. Diagrama de clases

En la Figura 37 se muestra el diagrama de clases, en el cual se detalla las clases, atributos y relaciones del sistema de reconocimiento de placas vehiculares.

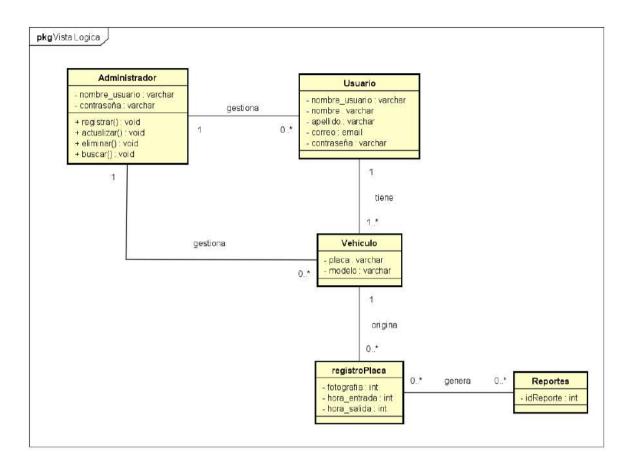


Figura 37. Diagrama de clases del sistema

6.2.2.4. Tarjeta CRC

Tabla 25. Tarjeta CRC Administrador

Administrador			
Colaboración			
Usuario			
Vehículo			
	Usuario		

Tabla 26. Tarjeta CRC Usuario

Usuario			
Responsabilidad	Colaboración		
Poseer los datos del usuario	Administrador Vehículo		

Tabla 27. Tarjeta CRC Vehículo

Vehículo			
Responsabilidad	Colaboración		
Poseer los datos del vehículo	Usuario Reportes		

Tabla 28. Tarjeta CRC registro Placa

registro Placa		
Responsabilidad	Colaboración	
Poseer los datos del ingreso o salida de los	Vehículo	
vehículos	Reportes	

Tabla 29. Tarjeta CRC Reportes

Reportes	
Responsabilidad	Colaboración
Poseer los datos de los reportes	Registro Placa

6.2.3. Tarea 3: Desarrollo de la página web haciendo uso del modelo ya creado, mediante la integración continua.

6.2.3.1. Selección de tecnologías

En la Tabla 30 se presentan las tecnologías utilizadas por el desarrollador para la construcción del sistema.

Tabla 30. Tecnologías de desarrollo utilizadas

Tecnologías de desarrollo de software				
Software	Lenguaje de programación	Framework	IDE	
Aplicación web	Python	Django	Visual Studio Code	
Base de Datos	SQL	PostgreSQL	pgAdmin 4	

6.2.3.2. Estructura del proyecto

Una vez realizado el diseño del sistema, en esta fase se procede a realizar la codificación del sistema. Para el desarrollo del mismo se utilizó el lenguaje de programación Python junto con el IDE Visual Studio Code.

En la Figura 38 se muestra cómo se encuentra estructurado el proyecto, además de eso se muestra el modelo cargado en el sistema.

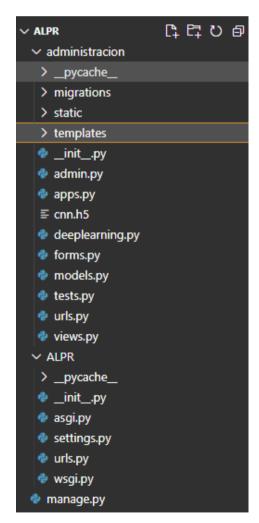


Figura 38. Estructura del proyecto

Administración: Directorio en donde se implementó todo el código del sistema.

Administración/forms: Almacena todos los formularios del registro de usuario y registro de placas, con sus respectivos atributos.

Administración/models: Se crean los modelos del usuario y la placa en donde se especifica su característica y de que tipo es.

Administración/urls: Se crean las urls, es decir, a donde va a dirigirse la página según lo amerite.

Administración/views: Se crean diversos métodos para el registro, listado, actualización, etc. Administración/templates: Contienen las plantillas de todas la paginas, las cuales contienen diversas características según las funciones que cumplan.

Administración/static: Contiene los archivos css los cuales sirven para dar un formato a la página.

6.2.3.3. Formularios

Los formularios ayudan a reducir de forma significativa la cantidad de trabajo que es necesario para poder crear formularios, los cuales servirán para crear, modificar, eliminar alguna instancia del modelo. Estos ayudan a manejar errores como campos inválidos o si hubo éxito al enviar o se presento alguna falla.

En este caso se crea un formulario para el registro del usuario, se hace uso del formulario que brinda Python el cuál necesita un nombre usuario, nombres, apellidos, email, y contraseña. Para el formulario de registro de placa se solicita datos como: placa y marca.

En la Figura 39 se muestra el formulario de usuario y placa además de eso se detalla los campos que utilizará el formulario.

```
class UsuarioForm(UserCreationForm):
    class Meta:
        model = User
        fields = ['username', 'first_name', 'last_name', 'email', 'password1', 'password2']

class PlacaForm(forms.ModelForm):
    class Meta:
        model = Placa
        fields = '__all__'
```

Figura 39. Formularios de usuario y placa

6.2.3.4. Modelos

Los modelos contienen una única y definitiva fuente de información sobre los datos. Dentro de estos se definen los campos y cuál va a ser el comportamiento de los datos que se van a guardar.

En este caso se creó un modelo adicional para el usuario, el cual contiene un nombre de usuario, nombres, apellidos, email, contraseña y cédula. Se hace uso del formulario que brinda Python y se adiciona los campos que se requieran.

En la Figura 40 se muestra el formulario de usuario y placa además de eso se detalla los campos que utilizará el formulario.

```
class Usuario(models.Model):
    usuario= models.ForeignKey(User,on_delete=models.CASCADE)
    cedula = models.PositiveIntegerField()

class Placa(models.Model):
    placa = models.CharField(max_length=7)
    marca = models.CharField(max_length=7)
```

Figura 40. Modelos de usuario y placa

6.2.3.5. Views

Aquí es donde se coloca la lógica de la aplicación. Para darle sentido a esto se necesita información del modelo que se ha creado y luego todo esto se envía a la plantilla.

En este caso se programó la lógica para el registro de usuarios, en el cual se realiza una petición tipo POST, luego se hace uso del formulario creado anteriormente y se valida que los campos ingresados sean los correctos, en caso de no serlo se enviará un mensaje de error.

En la Figura 41 se muestra la lógica necesaria para el registro de un usuario.

Figura 41. View registro de usuario

Además de eso también se realizó la lógica para el inicio de sesión de un usuario, en el cual se pide el nombre de usuario y la contraseña correspondiente, en caso de que se autentique de forma correcta ingresa al sistema, caso contrario, presenta un mensaje de error.

En la Figura 42 se muestra la lógica necesaria para el inicio de sesión de un usuario.

```
def loginAdm(request):
    if request.user.is_authenticated:
        return redirect('administracion')
    else:
        if request.method == 'POST':
            username = request.POST.get('username')
            password = request.POST.get('password')

        user = authenticate(request, username=username, password=password)

        if user is not None:
            login(request, user)
                return redirect('administracion')
        else:
            messages.info(request, 'Username OR password is incorrect')

        context = {}
        return render(request, 'loginA.html', context)
```

Figura 42. View inicio de sesión

6.2.3.6. Reconocimiento óptico de caracteres

Para el reconocimiento óptico de caracteres se utilizó un método el cual lee la imagen de la placa y los puntos en donde se encuentran ubicados, se realiza la transformación a escala de grises y se obtienes los caracteres que se encuentran dentro de la imagen.

En la Figura 43 se muestra el método para realizar el reconocimiento óptico de caracteres.

Figura 43. Reconocimiento óptico de caracteres

6.2.4. Tarea 4: Pruebas funcionales del sistema haciendo uso de las pruebas unitarias

6.3. Objetivo 3

Aplicar el modelo de aceptación tecnológico (TAM) en la Facultad de Energía, las Industrias y los Recursos Naturales no Renovables.

6.3.1. Tarea 1: Desarrollo del modelo de aceptación tecnológica.

6.3.1.1. Población y Muestra

La muestra de este estudio está conformada por un total de 100 personas, en los cuales están inmersos docentes, administrativos y estudiantes, los mismos que pertenecen a la de Facultad de Energía, las Industrias y los Recursos Naturales no Renovables.

6.3.1.2. Instrumento

Este se encuentra dividido en 4 secciones:

La Utilidad percibida que trata de lo que se va a salir ganando al implementar esta página, la Facilidad de Uso percibida es el trabajo que se va a dejar de hacer al usar la página, la Actitud hacia el Uso hace referencia a la predisposición de las personas hacia la página y la Intención hacia el Uso es la intención de que las personas ocupen esta página en su vida diaria.

Tabla 31. Preguntas para evaluar la aceptación de la tecnología.

Factor	Identificador	Pregunta
Utilidad Percibida (UP)	UP1	¿La página permitió iniciar sesión correctamente dentro del sistema?
	UP2	¿La página permitió tener al alcance el historial de las entradas y salidas realizadas?
Factor	Identificador	Pregunta
Facilidad de Uso Percibida (FUP)	FUP1	¿Al interactuar con la página web le resultó fácil y entendible? ¿Fue fácil conseguir que la página web muestre la
	FUP3	información requerida (historial de entradas y salidas)? ¿Le resultó fácil utilizar la página mediante el navegador web?
Factor	Identificador	Pregunta
Actitud mediante el uso (AMU)	AMU1	¿Fue satisfactoria su experiencia al usar está página?

	AMU2	¿Le gustaría volver a utilizar esta página?
Factor	Identificador	Pregunta
	IHU1	¿Tiene la intención de usar la
Intención hacia el uso (IHU)		página web frecuentemente?
	IHU2	¿Utilizaría la página en un
		futuro?

En la Tabla 32 se presenta las posibles respuestas que se pueden elegir estas están basadas en la escala de Likert y tienen asignado un valor.

Tabla 32. Valores de las respuestas

Respuesta	Valor Asignado
Totalmente en Desacuerdo	1
Algo en desacuerdo	2
En desacuerdo	3
De acuerdo	4
Totalmente de acuerdo	5

6.3.2. Tarea 2: Desarrollo y ejecución de la encuesta.

6.3.2.1. Desarrollo de la encuesta en el formulario de Google

Haciendo uso de las preguntas realizadas en la Tabla 31, se procedió a realizar las encuestas a la población total de 100 personas, entre las cuales se encuentran docentes, estudiantes y administrativos pertenecientes a la de Facultad de Energía, las Industrias y los Recursos Naturales no Renovables, se invitó a estas personas a responder voluntariamente y de forma responsable, con el objetivo de evaluar el nivel de aceptación y satisfacción de la página web de reconocimiento de placas vehiculares.

En la Figura 44 se muestra la encuesta que se preparó en los formularios de Google, la misma que será enviada a las personas seleccionadas.

La siguiente encuesta tiene como objetivo el poder determinar la a reconocimiento de placas vehiculares para el control de ingreso ve Industrias Y Los Recursos Naturales No Renovables.	
Este formulario registra automáticamente los correos de los usua configuración	rios de Universidad Nacional de Loja, Cam

Utilidad Percibida (UP)	<u> </u>
Descripción (opcional)	<u>.</u>
1¿La página permitió iniciar sesión correctamente dentro	del sistema?*

Figura 44. Encuesta del modelo TAM

6.3.3. Tarea 3: Análisis de los resultados obtenidos.

7. Discusión

El propósito de este apartado es analizar los resultados obtenidos durante el desarrollo del sistema titulado "Deep Learning para el Reconocimiento de Placas Vehiculares en el Control de Ingreso de Vehículos hacia la Facultad de la Energía, las Industrias y los Recursos Naturales no Renovables", además de eso evaluar si los objetivos han sido cumplidos.

Objetivo 1: Construir el modelo de reconocimiento de placas vehiculares haciendo uso del Deep Learning.

Para cumplir con este objetivo primeramente se recopiló diversos métodos para la detección de objetos, se logró determinar que la mayoría de estos métodos hacen uso de las redes neuronales convolucionales, basándose en esto se hizo la búsqueda modelos pre entrenados con un alto porcentaje de precisión, cabe mencionar que la cantidad de datos utilizados influirá enormemente en la precisión del modelo al igual que en el consumo de recursos, por estos motivos hay que ser cuidadoso en la elección del modelo; los resultados obtenidos se pueden evidenciar en los **Resultados del objetivo 1: Tarea 1.**

A continuación, según los resultados obtenidos, se eligió 3 modelos, los cuales parecían ser los más óptimos, esto se realizó basándose en varios parámetros como precisión, cantidad de datos con el que ha sido probado y el tiempo de entrenamiento. De estos 3 modelos se elegirá solamente uno, el cual obtenga el mayor nivel de precisión con el dataset a utilizar, esto se evidencia en los **Resultados del objetivo 1: Tarea 2.**

Finalmente, se buscó diversos datasets para poder realizar el entrenamiento (**Ver Resultados del objetivo 1: Tarea 3**), cabe resaltar que si un dataset no se encuentra con una suficiente cantidad de datos y con datos incorrectos o ambiguos harán que el porcentaje en la precisión del modelo baje significativamente. Una vez elegido el dataset más adecuado se procede a entrenar el modelo, para esto lo más recomendable es utilizar GPUs gratuitas, ya que, en el caso de no contar con una computadora de altas capacidades, si se utiliza las GPUs no se ocuparán recursos de nuestra computadora. Al finalizar el entrenamiento con los 3 modelos elegidos se graficó los resultados de cada uno de ellos, eligiendo como el mejor al modelo VGG16, puesto que es el de mejor porcentaje de acierto y pérdida, los resultados de los modelos se pueden ver en la sección de **Resultados del objetivo 1: Tarea 3**.

Objetivo 2: Diseñar el sistema de acceso vehicular integrando el modelo de reconocimiento de placas vehiculares mediante la metodología XP.

Para el cumplimiento de este objetivo se desarrolló el sistema web mediante la metodología XP, la cual está compuesta por 4 fases: planificación, diseño, codificación y pruebas.

Durante la fase de planificación se realizó primeramente una entrevista a la secretaria, esto sirvió para obtener los requisitos tanto funcionales como no funcionales, como se puede evidenciar en los **Resultados del objetivo 2: Tarea 1,** un documento para la especificación de requisitos conforme con el estándar IEEE Std 830-1998 (**Ver Anexo III**) y las historias de usuario la cual contiene los diversos criterios de aceptación, esto permite comprender cuáles serán las funcionalidades que va a cumplir el sistema y qué restricciones son las que deben tener.

En la fase de diseño se utilizó la arquitectura de software 4+1, en la vista de escenarios se realizó los casos de uso al igual que el desarrollo de los diagramas expandidos (**Ver Anexo IV**), en la vista Lógica se realizó el diagrama de clases y sus respectivas relaciones, finalmente, se desarrolló las tarjetas CRC en relación con el diagrama de clases realizado con anterioridad.

En la tercera fase se crean los módulos que conforman la página web, para esto se utilizó Python como lenguaje de programación y el intérprete Visual Studio Code, además de eso se cargó el modelo entrenado anteriormente para ser usado y mediante una cámara IP se realiza la detección de las placas vehiculares esto se puede observar en los **Resultados del objetivo** 2: **Tarea 3.**

En la cuarta parte se realizan las pruebas unitarias de los diferentes módulos creados, verificando que cada una de ellas pase sin error alguno, además de eso se comprobó la precisión del modelo mediante la captura de diferentes imágenes en diversas condiciones de iluminación y ubicación (**Ver Resultados del objetivo 2: Tarea 4**).

Objetivo 3: Aplicar el modelo de aceptación tecnológico (TAM) en la Facultad de Energía, las Industrias y los Recursos Naturales no Renovables.

Como primer paso se decidió trabajar con el modelo TAM que contiene 4 características, una vez hecho esto se procede a determinar la población y en qué lugar será aplicada la encuesta,

para proseguir con la realización de las preguntas basándose en cada una de las características, las cuales servirán determinar cuán aceptable será esta tecnología, se puede evidenciar las preguntas desarrolladas en **Resultados del objetivo 3: Tarea 1**

Luego se aplicará la encuesta a la población elegida, para esto se hace uso del servicio de formularios que brinda Google, en dónde se crea la encuesta con las diversas preguntas desarrolladas y se realiza las configuraciones respectivas para obtener unos resultados válidos (**Ver Anexo V**)

8. Conclusiones

En base a los resultados obtenidos se ha llegado a las siguientes conclusiones:

- La utilización de un modelo pre entrenado hace que el tiempo de entrenamiento sea menor en comparación a un modelo creado desde cero, esto debido a que no tiene que empezar a calcular el peso de las entradas, sino que las equilibra según el paso de las épocas, lo mismo sucede con el nivel de precisión, ya que un modelo pre entrenado ha sido validado con enormes cantidades de datos, por lo tanto, el dataset que se ocupe
- La utilización de la metodología XP en conjunto con la arquitectura 4+1 permite aligerar el desarrollo de la página web y seguir una secuencia ordenada y estructurada, además de eso facilita la realización de cambios en caso de ser requeridos.
- El modelo de aceptación tecnológica (TAM) facilita determinar el nivel de aceptación que tendrá la implementación del sistema web de reconocimiento de placas vehiculares dentro de la facultad de Energía, ya que este modelo se centra en la experiencia del usuario y la facilidad de uso del sistema, de igual forma en el interés que el sistema despierta en el usuario.

9. Recomendaciones

Se recomienda para trabajos futuros:

- Para entrenar el modelo es recomendable usar un modelo pre entrenado, ya que estos han sido probados con grandes cantidades de datos, por lo tanto, sus pesos ya están equilibrados, esto reduce en gran parte recursos y tiempo de entrenamiento.
- Se recomienda utilizar una metodología acorde al alcance del sistema, además de eso el modelo de vistas 4+1, facilita obtener una visión amplia del sistema, centrándose en su arquitectura y diferentes puntos de vista.
- Para obtener mejores resultados en la detección de la placa vehicular y el reconocimiento óptico de caracteres, se recomienda fijar la cámara en un lugar estratégico, para que el sistema detecte solamente la parte que le interesa y no otras cosas que entorpezcan al sistema.

10. Bibliografía

- [1] C. Janiesch, P. Zschech, and K. Heinrich, "Machine learning and deep learning," *Electron. Mark.*, vol. 31, no. 3, pp. 685–695, Apr. 2021, doi: 10.1007/S12525-021-00475-2/TABLES/2.
- [2] P. P. Shinde and S. Shah, "A Review of Machine Learning and Deep Learning Applications," Proc. - 2018 4th Int. Conf. Comput. Commun. Control Autom. ICCUBEA 2018, Aug. 2018, doi: 10.1109/ICCUBEA.2018.8697857.
- [3] I. H. Sarker, "Deep Cybersecurity: A Comprehensive Overview from Neural Network and Deep Learning Perspective," *SN Comput. Sci. 2021 23*, vol. 2, no. 3, pp. 1–16, Mar. 2021, doi: 10.1007/S42979-021-00535-6.
- [4] A. Mathew, P. Amudha, and S. Sivakumari, "Deep learning techniques: an overview," *Adv. Intell. Syst. Comput.*, vol. 1141, pp. 599–608, Aug. 2020, doi: 10.1007/978-981-15-3383-9_54.
- [5] S. Pouyanfar *et al.*, "A Survey on Deep Learning: Algorithms, Techniques, and Applications," *ACM Comput. Surv.*, vol. 51, no. 5, Sep. 2018, doi: 10.1145/3234150.
- [6] S. Mehtab and J. Sen, "Stock Price Prediction Using CNN and LSTM-Based Deep Learning Models," 2020 Int. Conf. Decis. Aid Sci. Appl. DASA 2020, pp. 447–453, Nov. 2020, doi: 10.1109/DASA51403.2020.9317207.
- [7] L. Gonog and Y. Zhou, "A review: Generative adversarial networks," *Proc. 14th IEEE Conf. Ind. Electron. Appl. ICIEA 2019*, pp. 505–510, Jun. 2019, doi: 10.1109/ICIEA.2019.8833686.
- [8] Y. Tay, G. Research, M. Dehghani, D. Bahri, and D. Metzler, "Efficient Transformers: A Survey," Sep. 2020, Accessed: May 14, 2022. [Online]. Available: https://arxiv.org/pdf/2009.06732v2.pdf
- [9] R. Mithe, S. Indalkar, and N. Divekar, "Optical Character Recognition," *Int. J. Recent Technol. Eng.*, Mar. 2013, Accessed: May 21, 2022. [Online]. Available: https://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.673.8061&rep=rep1&type=pdf
- [10] N. Islam, Z. Islam, and N. Noor, "A Survey on Optical Character Recognition System," *J. Inf. Commun. Technol.*, vol. 10, no. 2, Dec. 2016, Accessed: May 20, 2022. [Online]. Available: https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1710/1710.05703.pdf
- [11] B. Pang, E. Nijkamp, and Y. N. Wu, "Deep Learning With TensorFlow: A Review," https://doi.org/10.3102/1076998619872761, vol. 45, no. 2, pp. 227–248, Sep. 2019, doi: 10.3102/1076998619872761.
- [12] P. Goldsborough, "A Tour of TensorFlow Proseminar Data Mining," Oct. 2016, Accessed: May 19, 2022. [Online]. Available: https://arxiv.org/pdf/1610.01178.pdf
- [13] O. A. Pérez A., "Cuatro enfoques metodológicos para el desarrollo de Software RUP MSF XP SCRUM," *INVENTUM*, vol. 6, no. 10, pp. 64–78, Feb. 2011, doi: 10.26620/UNIMINUTO.INVENTUM.6.10.2011.64-78.
- [14] S. M. Meléndez Valladarez, M. E. Gaitan, and N. N. Pérez Reyes, "Metodologia Ágil De Desarrollo De Software Programacion Extrema," Jan. 2016, Accessed: May 18, 2022. [Online]. Available: https://repositorio.unan.edu.ni/1365/1/62161.pdf
- [15] J. L. Altamirano Fernández, "Desarrollo De Un Sistema De Informacion Haciendo Uso De La Metodologia Xp Para La Gestión De Ventas, Compras Y Almacen De La Empresa Agro Market Peru S.A.C," Dec. 2017, Accessed: May 18, 2022. [Online]. Available: https://repositorio.unprg.edu.pe/bitstream/handle/20.500.12893/1948/BC-TES-TMP-803.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- [16] F. Anwer, S. Aftab, S. S. Muhammad, and U. Waheed, "Comparative Analysis of Two Popular Agile Process Models: Extreme Programming and Scrum," *Int. J. Comput. Sci. Telecommun.*, vol. 8, no. 2, 2017, Accessed: May 21, 2022. [Online]. Available: https://www.researchgate.net/profile/Shabib-Aftab-2/publication/316845761_Comparative_Analysis_of_Two_Popular_Agile_Process_Models_Extreme_Programming_and_Scrum/links/5913588fa6fdcc963e7ee052/Comparative-Analysis-

- of-Two-Popular-Agile-Process-Models-Extreme-Programming-and-Scrum.pdf
- [17] M. Tapia Leon, F. Peñaherrera Larenas, and M. Cedillo Fajardo, "Comparación de los LMS Moodle y CourseSites de Blackboard usando el modelo de aceptación tecnológica TAM," Cienc. UNEMI, vol. 8, no. 16, pp. 78–85, Dec. 2015, doi: 10.29076/ISSN.2528-7737VOL8ISS16.2015PP78-85P.
- [18] A. Cataldo, "Limitaciones y oportunidades del Modelo de Aceptación Tecnológica (TAM)," *Cienc. UNEMI*, Oct. 2014, doi: 10.13140/2.1.4971.2644.
- [19] C. Salinas Escobar and D. D. Espinoza Saquicela, "Desarrollo de un Sistema de Reconocimiento de Placas Vehiculares," Cuenca, 2015. Accessed: Dec. 02, 2021. [Online]. Available: https://dspace.uazuay.edu.ec/bitstream/datos/5047/1/11486.PDF
- [20] M. A. Álvarez Duran, "Análisis, Diseño E Implementación De Un Sistema De Control De Ingreso De Vehículos Basado En Visión Artificial Y Reconocimiento De Placas En El Parqueadero De La Universidad Politécnica Salesiana - Sede Cuenca," Sep. 2014, Accessed: May 18, 2022. [Online]. Available: https://dspace.ups.edu.ec/bitstream/123456789/7060/1/UPS-CT003790.pdf
- [21] C. A. Rodríguez Yagual and E. E. Tarira Guerrero, "Implementación Del Sistema De Registro Automático De Las Placas Vehiculares Utilizando Reconocimiento Óptico De Caracteres Y Visión Artificial, En La Garita de La Universidad Estatal Península De Santa Elena," Nov. 2013, Accessed: May 18, 2022. [Online]. Available:

 https://repositorio.upse.edu.ec/bitstream/46000/1604/1/IMPLEMENTACIÓN DEL SISTEMA DE REGISTRO AUTOMÁTICO DE LAS PLACAS VEHICULARES UTILIZANDO RECONOCIMIENTO ÓPTICO DE CARACTERES Y VISIÓN ARTIFICIAL%2C EN LA GARITA1DE LA UNIVERSIDAD ESTATAL PENÍNSULA DE SANTA ELENA.pdf
- [22] J. E. Pérez Villalba, "Reconocimiento de placas vehiculares mediante procesamiento de imágenes para optimizar el acceso a los parqueaderos de la UTA, Campus Huachi," vol. 39, no. 1, pp. 1–15, 2014.
- [23] R. Ribeiro, A. Pilastr, P. Cortez, C. Moura, F. Rodrigues, and R. Rocha, "Predicting the Tear Strength of Woven Fabrics via Automated Machine Learning: An Application of the CRISP-DM Methodology," 2020, Accessed: Jun. 10, 2022. [Online]. Available: https://repositorium.sdum.uminho.pt/bitstream/1822/68602/5/Paper.pdf
- [24] V. K. Singh, A. Singh, and K. Joshi, "Fair CRISP-DM: Embedding Fairness in Machine Learning (ML) Development Life Cycle," 2022, Accessed: Jun. 10, 2022. [Online]. Available: https://www.pwc.com/gx/en/issues/data-and-analytics/artificial-
- [25] S. Huber, H. Wiemer, D. Schneider, and S. Ihlenfeldt, "DMME: Data mining methodology for engineering applications a holistic extension to the CRISP-DM model," *Procedia CIRP*, vol. 79, pp. 403–408, Jan. 2019, doi: 10.1016/J.PROCIR.2019.02.106.
- [26] G. A. García Vélez, "Aplicación De La Metodología Crisp-Dm A La Recolección Y Análisis De Datos Georreferenciados Desde Twitter", Accessed: Jun. 10, 2022. [Online]. Available: https://repository.unimilitar.edu.co/bitstream/handle/10654/20099/GarciaVelezGustavoAdo lfo2018.pdf;jsessionid=37BAEF975577CF3A3AA0C57132C8E94B?sequence=3
- [27] V. Galán Cortina, "Aplicación de la Metodología CRISP-DM a un Proyecto de Minería de Datos en el Entorno Universitario," Oct. 2015, Accessed: Jun. 10, 2022. [Online]. Available: https://e-archivo.uc3m.es/bitstream/handle/10016/22198/PFC_Victor_Galan_Cortina.pdf
- [28] R. Wirth and J. Hipp, "CRISP-DM: Towards a Standard Process Model for Data Mining," vol. 1, 2000, Accessed: Jun. 10, 2022. [Online]. Available: http://www.cs.unibo.it/~danilo.montesi/CBD/Beatriz/10.1.1.198.5133.pdf
- [29] F. Schafer, C. Zeiselmair, J. Becker, and H. Otten, "Synthesizing CRISP-DM and Quality Management: A Data Mining Approach for Production Processes," 2018 IEEE Int. Conf. Technol. Manag. Oper. Decis. ICTMOD 2018, pp. 190–195, Jul. 2018, doi: 10.1109/ITMC.2018.8691266.
- [30] X. Wu, D. Sahoo, and S. C. H. Hoi, "Recent advances in deep learning for object detection,"

- *Neurocomputing*, vol. 396, pp. 39–64, Jul. 2020, doi: 10.1016/J.NEUCOM.2020.01.085.
- [31] "Keras Applications." https://keras.io/api/applications/ (accessed Jun. 19, 2022).
- [32] "Kaggle: Your Home for Data Science." https://www.kaggle.com/ (accessed Jun. 19, 2022).

- 11. Anexos
- 11.1. ANEXO I

Resultados

Pregunta de encuesta 1

1.- ¿Al momento de ingresar a la facultad de energia, qué tipo de control ha observado que existe para los vehículos?

21 respuestas

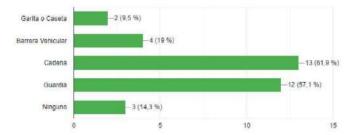


Figura 1. Resultados de la primera pregunta

Análisis

Según la Figura 1, existen diferentes tipos de controles al momento de ingresar a la facultad de energía, siendo el más común una cadena con el 61,9%, estos controles varían ya que muchas veces existen otros tipos de controles, he incluso según el 14,3% hay veces que no existe algún tipo de control para los vehículos. (ver Anexo 1 y 2)

Pregunta de encuesta 2

2.- ¿Siempre encuentra un lugar de estacionamiento cercano con respecto a su lugar de estudio o trabajo?

21 respuestas

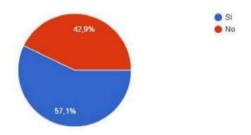


Figura 2. Resultados de la segunda pregunta

¿Si su respuesta fue NO responda, por qué? 9 respuestas

Espacio Ileno	
están ocupados	
Porque existe variedad de vehículos ocupando ya las zonas designadas	
No hay estacionamiento	
Porque estan llenos o reservados	
Por qué hay otros vehículos	
Los estacionamientos se encuentran llenos	
Muchos vehículos	
No tengo vehículo	

Figura 3. Respuestas en base a la pregunta 2

Análisis

Con el 57,1% se pudo determinar que los encuestados no siempre encuentran lugares de estacionamiento cercanos a su lugar de trabajo o estudio (ver Figura 2), esto se debe mayormente a que se encuentran ocupados por otros vehículos, los cuales podrían ser ajenos a la institución ya que no existe ningún control. (ver Anexo 1 y 2)

Pregunta de encuesta 3

¿Se siente seguro al dejar estacionado su vehículo dentro de la facultad?
 respuestas

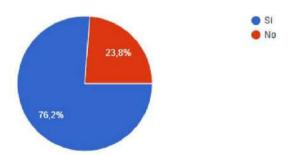


Figura 4. Resultados de la tercera pregunta

¿Si su respuesta fue NO responda, por qué? 5 respuestas

Porque existen horarios en los que se observa poca actividad en la zona de aparcamientos se lo pueden robar

Pueden violentar el vehículo ya que no hay un sistema de seguridad adecuado.

No tengo vehículo

Ya que no existe cámaras o guardia en el parqueo

Figura 5. Respuestas en base a la pregunta 3

Análisis

De todos los encuestados el 76,2% se sienten intranquilos al momento de dejar su vehículo estacionado dentro de la facultad de energía (ver Figura 4), el temor a que se violenten sus vehículos (ver Figura 5) es debido a que no existe un adecuado control y seguridad en la facultad, quedando los vehículos vulnerables a cualquier tipo de robo o daño a la propiedad. (ver Anexo 1 y 2)

Pregunta de encuesta 4

4.- ¿Ha notado la acumulación excesiva de vehículos en horas específicas dentro de la facultad de energia?

21 respuestas

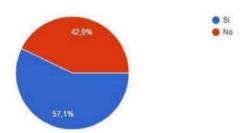


Figura 6. Resultados de la cuarta pregunta



Figura 7. Respuestas en base a la pregunta 4

Análisis

Debido a que no existe ningún control de vehículos dentro de la universidad el 57,1% afirmó que existe la acumulación de vehículos en ciertas horas (ver Figura 6), los horarios en los cuales existe mayor acumulación de vehículos (ver Figura 7) son en las horas en los cuales se da el ingreso y la salida de los docentes, administrativos y estudiantes. (ver Anexo 1 y 2)

Pregunta de encuesta 5

5.- ¿Le gustaría que exista un sistema de reconocimiento de placas vehiculares para el control de los vehículos que ingresan a la facultad de energia?

21 respuestas

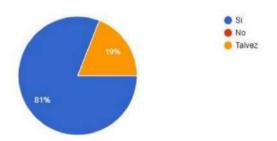


Figura 8. Resultados de la quinta pregunta

Análisis

En base a los resultados anteriormente obtenidos la implementación de un sistema de reconocimiento de placas vehiculares obtuvo una acogida, el cual obtuvo del 81% de afirmaciones además de eso el otro 19% no rechazó la idea, sino que prefirió dejarlo en un tal vez (ver Figura 8), por lo tanto, se puede determinar que es factible implementarlo. (Ver Anexo 1 y 2)

Encuesta de aceptación

¡Saludos Cordiales!

Esta encuesta está dirigida a los docentes, administrativos y estudiantes de la Facultad De La Energía, Las Industrias y Los Recursos Naturales No Renovables, su objetivo es el poder determinar la problemática y la factibilidad de implementar un sistema de reconocimiento de placas vehiculares para el control de ingreso vehicular hacia la Facultad De La Energía, Las Industrias Y Los Recursos Naturales No Renovables.

*Obligatorio

1.	1 ¿Al momento de ingresar a la facultad de energía, qué tipo de control ha observado que existe para los vehículos?*			
	Selecciona todos los que correspondan.			
	Garita o Caseta			
	Barrera Vehicular			
	Cadena			
	Guardia			
	Ninguno			
	Otro:			
2	2 ¿Siempre encuentra un lugar de estacionamiento cercano con respecto a su			
	lugar de estudio o trabajo? *			
	Marca solo un óvalo.			
	Si			
	No			
3.	¿Si su respuesta fue NO responda, por qué?			
U.	Coron respectation for respecting, por que:			

4.	3¿Se siente seguro al dejar estacionado su vehículo dentro de la facultad?*
	Marca solo un óvalo.
	Si
	◯ No
5.	¿Si su respuesta fue NO responda, por qué?
	7
6.	4 ¿Ha notado la acumulación excesiva de vehículos en horas específicas dentro de la facultad de energía?*
	Marca solo un óvalo.
	si
	No
7.	¿En caso de ser afirmativo, en qué hora específica?
L	¿En caso de sei allimativo, en que nora especifica :

1.	5¿Le gustaría que exista un sistema de reconocimiento de placas vehiculares para el control de los vehículos que ingresan a la facultad de energía?*
	Marca solo un óvalo.
	Si
	No
	Talvez

Este contenido no ha sido creado ni aprobado por Google.

Google Formularios

Anexo 2

01/202214:11:28 Carena	No.	Especio Reso	91		Si	7:30 - 8:00	9	
01/2022 14 13:06 Cedens, Guardia	No	están ocupados	SI		Bi	730	Si Si	
01/2022 14 15:06 Cadena	No	Porque existe voriedas	5 06790	Porque existen horano	6 0 51	11 pm	Si	
01/2022 14 16:39 Cadena	No	No hay estacionamien	to No	se lo pueden robar	Si	12.em	Si	
01/2022 14:20:41 Garta e Caueta, Barrera	6		5)		51	8100 a 13800	Si	
01/2022 14:48:42 Cadena	No	Porque estan llenos o	res Si		Bi	7 de la mafons	Si	
01/2022 14:53:36 Catena, Guardia	8		No	Pueden violentar el va	hici Si	Manana y Tarde	Tamez	
01/2022 16:00:05 Cadena, Guardia	S		Si		SI	En la tardes a partir o	le lo: Talvez	
01/2022 17:15:07 Ramon Vehicular	No	For quit hay also we's	lauri Bil		Bi	7:30	BI	
01/2022 20:10:44 Niegino	5		8i		No		Si	
01/0022 20:41:28 : Cadena, Gunnila	Bi:		8		81	6100 a 13N00	8	
01/2022 21 44 16 Barrera Vehicular, Guardi	No	Los estacionamientos	serSi		No		Tarsec	
01/2022 21 54:31 Catera	5		Si		No		9	
01/2022 21:58:27 Guardia	No	Muchos vehiculos:	Si		81	Barn, Spon	58	
01/2022 22:00:01 Cadena. Guardia	No	No tengo vehicula	No	No lengo vehiculo	No		Si	
01/2022 22:05:54 Guardia	S		No	Ya que no existe câma	mas Si	7:30, 12:80 a 14:00,	16.03	
01/2022 22:05:58 Ninguno	S		51		No		Si	
01/2022 22:07:12 Cartia o Caseta, Barrera	5		99		No		94	
01/2022 22:10:47 Catena	S		31		No		Sk	
01/2022 22:20:50 Cadena, Guardia	9		381		No		9.	
/01/2022 22:35:33 Guardia	S		8/		No		Tahrez	





FACULTAD DE LA ENERGÍA, LAS INDUSTRIAS Y LOS RECURSOS NATURALES NO RENOVABLES CARRERA DE INGENIERÍA EN SISTEMAS

Facultad De La Energia, Las Industrias Y Los Recursos Naturales No Renovables Carrera De Ingenieria En Sistemas

PERIODO OCTUBRE 2021- MARZO 2022

Autor: Paul Alexander Pasaca

Entrevista

Esta entrevista está dirigida al personal de seguridad de la Facultad De La Energía, Las Industrias y Los Recursos Naturales No Renovables, para determinar cuál es el estado actual del acceso vehicular y medir el nivel de aceptación respecto a la implementación de un sistema de reconocimiento de placas vehiculares para el control de ingreso vehicular.

¡Saludos Cordiales!
Esta entrevista está dirigida al personal de seguridad de la Facultad De La Energía, Las Industrias y Los Recursos Naturales No Renovables, su objetivo es el poder determinar la problemática y la factibilidad de implementar un sistema de reconocimiento de placas vehiculares para el control de ingreso vehicular de la Facultad De La Energía, Las Industrias Y Los Recursos Naturales No Renovables.

7.	Administratives y funcionavies ingresan normalmente Documentes ficket; si se requiere ingresar se necesita un ficket
2.	¿Cómo se determina si un vehículo está autorizado? Ya se los conace, debido a que entran fodos los días, enfonces no se les pide nada
3.	¿Qué tiempo se demora en dejar ingresar un vehículo? 5 mino to 5 no autou and on you que se de be verificue a que desea ingresar
4.	Se lleva algún registro de los autos que ingresan? Alingua registro y ya que la Institución no lo solicita.
5.	¿Qué sucede si un vehículo particular desea ingresar? Estacionar u fuera, Bienestar estadombil, 5 min se demo run en otorgar un ticket.

0.	¿Cual es su horario de trabajo? — 7 ant 9 7 pm
7.	¿Usted permanece controlando el ingreso los días en los que llueve? Resques do co el edificio, ya que no se cuenta con alguna ganta
8.	¿Qué sucede cuando no hay nadie cuidando el ingreso? Stemple pasa (1 yoran, ya que si se fiene que hacer afguna atra funcion, se llama a un compañera para que coide el ingreso
9.	¿Ha existido problemas de funcionamiento de la barra de acceso? Por c/ momento no a 3 metaes lavas es la medida

Firma Entrevistado
Byron Guzman

Especificación de requisitos de software

Proyecto: Deep Learning para el Reconocimiento de Placas Vehiculares en el Control de Ingreso de Vehículos hacia la Facultad de la Energía, las Industrias y los Recursos Naturales no Renovables



Instrucciones para el uso de este formato

Este formato es una plantilla tipo para documentos de requisitos del software.

Está basado y es conforme con el estándar IEEE Std 830-1998.

Las secciones que no se consideren aplicables al sistema descrito podrán de forma justificada indicarse como no aplicables (NA).

Notas:

Los textos en color azul son indicaciones que deben eliminarse y, en su caso, sustituirse por los contenidos descritos en cada apartado.

Los textos entre corchetes del tipo "[Inserte aquí el texto]" permiten la inclusión directa de texto con el color y estilo adecuado a la sección, al pulsar sobre ellos con el puntero del ratón.

Los títulos y subtítulos de cada apartado están definidos como estilos de MS Word, de forma que su numeración consecutiva se genera automáticamente según se trate de estilos

"Titulo1, Titulo2 y Titulo3".

La sangría de los textos dentro de cada apartado se genera automáticamente al pulsar Intro al final de la línea de título. (Estilos Normal interlineado, Normal interlineado 2 y Normal interlineado 3).

El índice del documento es una tabla de contenido que MS Word actualiza tomando como criterio los títulos del documento.

Una vez terminada su redacción debe indicarse a Word que actualice todo su contenido para reflejar el contenido definitivo.

Ficha del documento

Fecha	Revisión	Autor	Verificado dep. Calidad.
24/06/2022		Pasaca Coronel Paul Alexander	

Documento validado por las partes en fecha:

Por la Facultad	Por la universidad
Facultad de la Energía, las Industrias y los Recursos Naturales no Renovables	Universidad Nacional de Loja

Deep Learning para el Reconocimiento de Placas Vehiculares en el Control de Ingreso de Vehículos hacia la Facultad de la Energía, las

Pág.

99 Industrias y los Recursos Naturales no Renovables

Especificación de requisitos de software

Contenido

FICH	A DEL D	OCUMENTO					3
CONT	ENIDO						4
1 I	NTRODU	JCCIÓN (6				
	1.1	Propósito	6				
	1.2	Alcance	6				
	1.3	Personal invo	lucrado (6			
	1.4	Definiciones,	acrónimos y a	abrevia	aturas	6	
	1.5	Referencias	7				
	1.6	Resumen	7				
2 [DESCRIF	PCIÓN GENER	AL 7				
	2.1	Perspectiva d	el producto	7			
	2.2	Funcionalidad	d del producto	•	8		
	2.3	Característica	is de los usua	rios	8		
	2.4	Restricciones	8				
	2.5	Suposiciones	y dependenc	ias	9		
3 F	REQUISI	TOS ESPECÍF	ICOS 9				
3.1 3.1.	•	itos comunes d faces de usuario	e las interfaces	i			15 15
3.1.	2 Inter	faces de hardwa	re				15
3.1.	3 Inter	faces de softwar	e				15
3.1.	4 Inter	faces de comuni	cación				15
3.2 3.2.	-	imientos funcio isito funcional 1	onales				16



Deep Learning para el Reconocimiento de Placas Vehiculares en el Control de Ingreso de Vehículos hacia la Facultad de la Energía, las

Pág.

100 Industrias y los Recursos Naturales no Renovables

	Especificación de requisitos de software		
3.2.2	Requisito funcional 2		16
3.2.3	Requisito funcional 3		16
3.2.4	Requisito funcional 4		17
3.2.5 3.2.6	Requisito funcional 5 Requisito funcional 6		17 17
3.2.7	Requisito funcional 7		17
3.2.8	Requisito funcional 8		17
3.2.9	Requisito funcional 9		17
•	erimientos no funcionales Requisitos de rendimiento Seguridad		18 18 18
3.3.3	Fiabilidad		18
3.3.4 3.3.5 3.3.6	Disponibilidad Mantenibilidad Portabilidad	18	18 18



101 Industrias y los Recursos Naturales no Renovables

Especificación de requisitos de software

1 introducción

Este documento es una Especificación de Requisitos Software (ERS) para el Sistema de información para la gestión de procesos y control de inventarios. Esta especificación se ha estructurado basándose en las directrices dadas por el estándar IEEE Práctica Recomendada para Especificaciones de Requisitos Software ANSI/IEEE 830, 1998.

1.1 Propósito

El presente documento tiene como propósito definir las especificaciones funcionales, no funcionales para el desarrollo de una aplicación web que permitirá gestionar distintos procesos para el reconocimiento de placas vehiculares y gestión de usuarios con sus respectivos permisos. Éste será utilizado por estudiantes, profesores y administrativos.

1.2 Alcance

Esta especificación de requisitos está dirigida al usuario del sistema, para continuar con el desarrollo de aplicaciones educativas sobre la institución y para profundizar en la automatización de ésta, la cual tiene por objetivo principal el gestionar los distintos procesos administrativos (Inventario, Eventos, Curso e Información) y académicos (Aula Virtual).

1.3 Personal involucrado

Nombre	Paul Pasaca
Rol	Analista, diseñador y programador
Categoría Profesional	TSU-Informática
Responsabilidad	Análisis de información, diseño y programación de la
	App Web
Información de	paul.pasaca@unl.edu.ec
contacto	



102 Industrias y los Recursos Naturales no Renovables

Especificación de requisitos de software

1.4 Definiciones, acrónimos y abreviaturas

Nombre	Descripción
Usuario	Docente, administrativo o estudiante el cual usará el sistema
	para la revisión de su historial
ERS	Especificación de Requisitos Software
RF	Requerimiento Funcional
RNF	Requerimiento No Funcional

1.5 Referencias

Título del Documento	Referencia
Standard IEEE 830 - 1998	IEEE

1.6 Resumen

Este documento se compone de tres secciones. En la primera sección se brinda una introducción al documento, además de eso se otorga una visión general de los requisitos que serán necesarios para el sistema.

Dentro de la segunda sección de este documento se procede a realizar una descripción general del sistema, con la finalidad de conocer las funciones principales que éste debe cumplir y sus relaciones.

Finalmente, dentro de la tercera sección del documento se describen detalladamente los requisitos que debe satisfacer el sistema.



Deep Learning para el Reconocimiento de Placas Vehiculares en el Control de Ingreso de Vehículos hacia la Facultad de la Energía, las

Pág.

103 Industrias y los Recursos Naturales no Renovables

Especificación de requisitos de software

2 descripción general

2.1 Perspectiva del producto

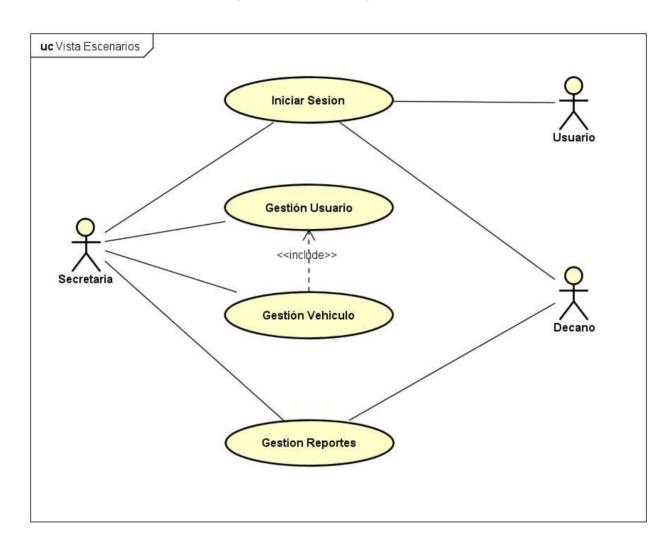
La aplicación Web estará enfocada en la utilización del modelo entrenado, además de eso se realizará la gestión de los usuarios por parte de administrador. También está enfocada en el control de todas las entradas y salidas de los vehículos, para luego verificar si existen novedades.

2.2 Funcionalidad del producto



104 Industrias y los Recursos Naturales no Renovables

Especificación de requisitos de software



2.3 Características de los usuarios

Tipo de usuario	Administrador
Formación	Secretaria
Actividades	Control y manejo del sistema en general

2.4 Restricciones

- Interfaz para ser usada con internet.
- Lenguajes y tecnologías en uso: HTML, Python.

Deep Learning para el Reconocimiento de Placas Vehiculares en el Control de Ingreso de Vehículos hacia la Facultad de la Energía, las

Pág.

105 Industrias y los Recursos Naturales no Renovables

Especificación de requisitos de software

- Los servidores deben estar en la capacidad de atender consultas concurrentemente.
- El sistema deberá tener un diseño sencillo, independiente de la plataforma o del lenguaje de programación.

2.5 Suposiciones y dependencias

- Se asume que los requisitos aquí descritos son estables
- Los equipos en los que se vaya a ejecutar el sistema deben cumplir los requisitos antes indicados para garantizar una ejecución correcta de la misma

3 requisitos específicos

Requerimientos Funcionales

RF01
Iniciar Sesión.
El administrador deberá identificarse para acceder a cualquier parte del sistema.
Para hacer uso de la página web, se deberá ingresar el usuario y contraseña en la página de inicio de sesión, en el caso de no identificarse no se podrá acceder al sistema.
• RNF01 • RNF02 • RNF03
uerimiento:



Deep Learning para el Reconocimiento de Placas Vehiculares en el Control de Ingreso de Vehículos hacia la Facultad de la Energía, las

Pág.

106 Industrias y los Recursos Naturales no Renovables

Especificación de requisitos de software

Identificación	RF02
del	
requerimiento:	
Nombre del	Registrar Usuario.
Requerimiento:	
Características:	El administrador deberá iniciar sesión para acceder a cualquier parte del
	sistema.
Descripción del	El sistema permitirá al Administrador registrar los datos del usuario, se
requerimiento:	solicitará datos como: nombre de usuario, nombres, apellidos, correo y
	contraseña.
Requerimiento	• RNF01 •
NO funcional:	RNF02



ág. 107 Industrias y los Recursos Naturales no Renovables

Especificación de requisitos de software

	•	RNF04
Prioridad del requerimiento:		
Alta		

Identificación	RF03
del	
requerimiento:	
Nombre del	Actualizar Usuario.
Requerimiento:	
Características:	El administrador deberá iniciar sesión para acceder a cualquier parte del
	sistema.
Descripción del	El sistema permitirá al Administrador modificar los datos personales del
requerimiento:	usuario como: nombre de usuario, nombres, apellidos, correo y
	contraseña.
Requerimiento	• RNF01 • RNF02
NO funcional:	• RNF04
Prioridad del requ	uerimiento:
Alta	

Identificación	RF04	
del		
requerimiento:		
Nombre del	Eliminar Usuario.	
Requerimiento:		
Características:	El administrador deberá iniciar sesión para acceder a cualquier parte del	
	sistema.	
Descripción del	El sistema permitirá al Administrador eliminar a un usuario que se	
requerimiento:	encuentre registrado.	
Requerimiento	• RNF01 • RNF02	
NO funcional:	• RNF04	
Prioridad del requerimiento:		
Alta		



ág. 108 Industrias y los Recursos Naturales no Renovables

Especificación de requisitos de software

Identificación	RF05	
del		
requerimiento:		
Nombre del	Listar Usuario.	
Requerimiento:		
Características:	El administrador deberá iniciar sesión para acceder a cualquier parte del	
	sistema.	
Descripción del	El sistema permitirá al Administrador listar a todos los usuarios	
requerimiento:	registrados.	
Requerimiento	• RNF01 • RNF02	
NO funcional:	• RNF04	
Prioridad del requerimiento:		

Alta

Identificación del	RF06	
requerimiento:		
Nombre del	Buscar Usuario.	
Requerimiento:		
Características:	El administrador deberá iniciar sesión para acceder a cualquier parte del	
	sistema.	
Descripción del	El sistema permitirá al Administrador buscar a todos los usuarios	
requerimiento:	registrados mediante cédula, nombre o placa del vehículo.	
Requerimiento	• RNF01 • RNF02	
NO funcional:	• RNF05	
Prioridad del requerimiento:		
Alta		

Identificación del requerimiento:	RF07
Nombre del Requerimiento:	Registrar Vehículo.
Características:	El administrador deberá iniciar sesión para acceder a cualquier parte del sistema.
Descripción del requerimiento:	El sistema permitirá al Administrador registrar los datos del vehículo, se solicitará datos como: marca y placa del vehículo.



ág. 109 Industrias y los Recursos Naturales no Renovables

Requerimiento NO funcional:	•	RNF01 • RNF04	RNF02	
Prioridad del requ	ıerimie	nto:		
Alta				

Identificación	RF08	
del		
requerimiento:		
Nombre del	Actualizar Vehículo.	
Requerimiento:		
Características:	El administrador deberá iniciar sesión para acceder a cualquier parte del	
	sistema.	
Descripción del	El sistema permitirá al Administrador modificar los datos del vehículo	
requerimiento:	como: marca y placa del vehículo.	
Requerimiento	• RNF01 • RNF02	
NO funcional:	• RNF04	
Prioridad del requerimiento:		
Alta		

Identificación	RF09		
del			
requerimiento:			
Nombre del	Eliminar Vehículo.		
Requerimiento:			
Características:	El administrador deberá iniciar sesión para acceder a cualquier parte del		
	sistema.		
Descripción del	El sistema permitirá al Administrador eliminar un vehículo que se		
requerimiento:	encuentre registrado.		
Requerimiento	• RNF01 • RNF02		
NO funcional:	• RNF04		
Prioridad del requ	Prioridad del requerimiento:		
Alta			



ág. 110 Industrias y los Recursos Naturales no Renovables

Identificación del requerimiento:	RF10
Nombre del Requerimiento:	Listar Vehículo.
Características:	El administrador deberá iniciar sesión para acceder a cualquier parte del sistema.
Descripción del requerimiento:	El sistema permitirá al Administrador listar todos los vehículos registrados.
Requerimiento NO funcional:	• RNF01 • RNF02 • RNF04
Prioridad del requ Alta	uerimiento:

Identificación	RF11	
del		
requerimiento:		
Nombre del	Buscar Vehículo.	
Requerimiento:		
Características:	El administrador deberá iniciar sesión para acceder a cualquier parte del	
	sistema.	
Descripción del	El sistema permitirá al Administrador buscar todos los vehículos	
requerimiento:	registrados mediante marca o placa del vehículo.	
Requerimiento	• RNF01 • RNF02	
NO funcional:	• RNF04	
Prioridad del requerimiento:		
Alta		

Identificación	RF12
del	
requerimiento:	



ág. 111 Industrias y los Recursos Naturales no Renovables

Nombre del Requerimiento:	Revisar Historial.
Características:	El administrador, usuario o decano deberá iniciar sesión para acceder a la revisión del historial.
Descripción del requerimiento:	El sistema permitirá al Administrador, usuario o decano, revisar el historial de las entradas y salidas de un vehículo, en este historial se detalla la fecha y hora de entrada o salida, propietario del vehículo y número de placa.
Requerimiento NO funcional:	 RNF01 • RNF02 • RNF03 RNF04
Prioridad del requ Alta	uerimiento:

Identificación del	RF13
requerimiento:	
Nombre del Requerimiento:	Crear Reporte.
Características:	El sistema permitirá generar reportes
Descripción del requerimiento:	Permite al Administrador crear y enviar reportes sobre el historial de las entradas y salidas de los vehículos o sobre la estadística sobre cantidad de vehículos ingresados.
Requerimiento NO funcional:	 RNF01 • RNF02 • RNF03 RNF04
Prioridad del requ Alta	uerimiento:

Identificación	RF14
del	
requerimiento:	
Nombre del	Mostrar Estadística.
Requerimiento:	
Características:	El administrador deberá iniciar sesión para acceder a cualquier parte del
	sistema.



ág. 112 Industrias y los Recursos Naturales no Renovables

Especificación de requisitos de software

Descripción del	El sistema permitirá al Administrador verificar diversos datos	
requerimiento:	estadísticos como número total de vehículos ingresados u horas de	
	mayor concurrencia.	
Requerimiento	• RNF01 • RNF02 •	
NO funcional:	RNF03	
	• RNF04	
Prioridad del requerimiento: Alta		

Requerimientos No Funcionales.

Identificación	RNF01	
del		
requerimiento:		
Nombre del	Interfaz del sistema.	
Requerimiento:		
Características:	El sistema presentará una interfaz de usuario sencilla con la finalidad de	
	que sea de fácil manejo para los usuarios del sistema.	
Descripción del	El sistema debe contar con una interfaz de uso sencillo, entendible e	
requerimiento:	intuitivo.	
Prioridad del requerimiento:		
Alta		

Identificación del requerimiento:	RNF02
Nombre del Requerimiento:	Desempeño del sistema.
Características:	El sistema garantizará un desempeño a los usuarios, en todo lo que respecta a los datos almacenados dentro del sistema garantizado la confiabilidad de los mismos
Descripción del requerimiento:	Se garantiza el desempeño del sistema para el administrador y usuario. Por lo tanto, la información almacenada podrá ser examinada, modificada constantemente y de forma simultánea, sin que se afecte el tiempo de respuesta.
Prioridad del requerimiento: Alta	



ág. 113 Industrias y los Recursos Naturales no Renovables

Especificación de requisitos de software

Identificación del	RNF03	
requerimiento:		
Nombre del Requerimiento:	Nivel de Acceso de Usuario.	
Características:	Garantizara al administrador y usuario el acceso a la información de acuerdo a los permisos que posee.	
Descripción del requerimiento:	Facilitar y controlar el acceso a la información a los usuarios autorizados a través de Internet, con la finalidad de consultar y subir información según se requiera.	
Prioridad del requerimiento:		

Identificación	RNF04
del	
requerimiento:	
Nombre del	Seguridad en información.
Requerimiento:	
Características:	El sistema certificará a los usuarios una seguridad en cuanto a la
	información que se maneja en el sistema.
Descripción del	Garantizar la seguridad del sistema referente a la información y datos
requerimiento:	que se manipulan ya sean datos personales, archivos o contraseñas.
Prioridad del requerimiento:	
Alta	

3.1 Requisitos comunes de las interfaces

3.1.1 Interfaces de usuario

La interfaz que utilizará el usuario consistirá en varias ventanas las cuales contarán con botones, menús, alertas, listas y campos de textos. Ésta será construida específicamente para el sistema planteado y, podrá ser utilizada desde un navegador de internet.



ág. 114 Industrias y los Recursos Naturales no Renovables

Especificación de requisitos de software

3.1.2 Interfaces de hardware

Será necesario contar con equipos de cómputos en perfecto estado con las siguientes características:

- Adaptadores de red.
- Memoria mínima de 256Mb.
- Mouse.
- Teclado.

3.1.3 Interfaces de software

- Sistema Operativo: Windows 10 o superior.
- Explorador: Mozilla o Chrome.

3.1.4 Interfaces de comunicación

Los servidores, clientes y aplicaciones se comunicarán entre sí, mediante protocolos estándares en internet, siempre que sea posible. Por ejemplo, para transferir archivos o documentos deberán utilizarse protocolos existentes (FTP u otros convenientes).

3.2 Requisitos funcionales

3.2.1 Requisito funcional 1

• Iniciar Sesión: el usuario o administrador deberá ingresar su usuario y contraseña, en caso de que sean correctos ingresaran de forma correcta al sistema. El sistema podrá ser utilizado por el usuario y administrador dependiendo del módulo en el cual se encuentre y su nivel de accesibilidad.



ág. 115 Industrias y los Recursos Naturales no Renovables

Especificación de requisitos de software

3.2.2 Requisito funcional 2

 Registrar Usuario: El sistema permitirá al Administrador registrar los datos del usuario. El usuario debe suministrar datos como: nombre de usuario, nombres, apellidos, correo y contraseña.

3.2.3 Requisito funcional 3

• **Actualizar Usuario:** Permite al administrador modificar los datos de los usuarios y sus cuentas creadas.

3.2.4 Requisito funcional 4

• **Eliminar Usuario:** Permite al administrador eliminar del sistema a un usuario registrado.

3.2.5 Requisito funcional 5

• **Listar Usuario:** Permite al administrador listar a los usuarios que estén registrados en el sistema, en este listado se mostrará todos los datos relevantes de los usuarios.

3.2.6 Requisito funcional 6

• **Buscar Usuario:** Permite al administrador buscar a los usuarios que estén registrados en el sistema, se podrá buscar mediante filtros como cédula, nombre o placa del vehículo.

3.2.7 Requisito funcional 7

• **Registrar Vehículo:** Permite al Administrador registrar los datos del vehículo. Se registrará los siguientes datos: marca y placa del vehículo.

3.2.8 Requisito funcional 8



ág. 116 Industrias y los Recursos Naturales no Renovables

Especificación de requisitos de software

• **Actualizar Vehículo:** Permite al Administrador registrar los datos del vehículo. Se registrará los siguientes datos: marca y placa del vehículo.

3.2.9 Requisito funcional 9

• Eliminar Vehículo: Permite al administrador eliminar a un vehículo registrado dentro del sistema.

3.2.10 Requisito funcional 10

• **Listar Vehículo:** Permite al administrador listar a todos los vehículos registrados dentro del sistema.

3.2.11 Requisito funcional 11

• **Buscar Vehículo:** Permite al administrador buscar un vehículo mediante filtros como: marca o placa del vehículo.

3.2.12 Requisito funcional 12

• **Revisar Historial:** Permite al Administrador revisar el historial de las entradas y salidas de los vehículos, en este historial se podrá verificar la hora de entrada o salida mediante el día, semana o mes, además de eso cual eso la placa y propietario del vehículo.

3.2.13 Requisito funcional 13

 Crear Reporte: Permite al Administrador crear reportes ya sea del historial de las entradas y salidas de vehículos o de la estadística generada acerca de la cantidad de vehículos ingresados y de las veces que un usuario ingresa o sale de la facultad.

3.2.14 Requisito funcional 14

• Mostrar Estadística: El sistema permitirá al Administrador verificar diversos

datos estadísticos como número total de vehículos ingresados u horas de mayor concurrencia, ya sea por días, semanas o meses.

ág. 117 Industrias y los Recursos Naturales no Renovables

Especificación de requisitos de software

3.3 Requisitos no funcionales

3.3.1 Requisitos de rendimiento

• Garantizar que al momento de realizar las consultas u otro proceso no afecte el rendimiento de la base de datos, ni de forma considerable el tráfico de la red.

3.3.2 Seguridad

- Garantizar que los datos sean seguros, además de eso se debe asegurar que el desempeño del sistema sea optimo al ser usado por los diferentes usuarios. Al garantizar esto, al usar la información podrá ser consultada y modificada de forma permanente, sin que se afecte el tiempo de respuesta.
- Garantizar la seguridad del sistema en el manejo de la información y los datos ya sean datos personales, documentos o contraseñas.

3.3.3 Fiabilidad

• El sistema deberá contar con una interfaz la cual sea intuitiva y de fácil manejo.

3.3.4 Portabilidad

• El sistema será implantado bajo la plataforma Windows 10 o más.

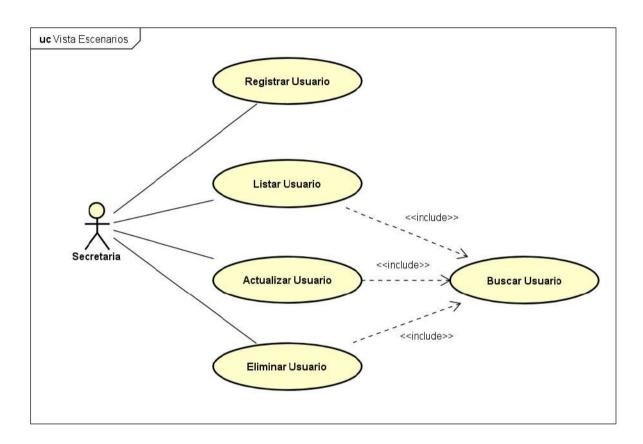


ág. 118 Industrias y los Recursos Naturales no Renovables

Especificación de requisitos de software

11.4. ANEXO IV Descripción de casos de Uso

• Gestión Usuario

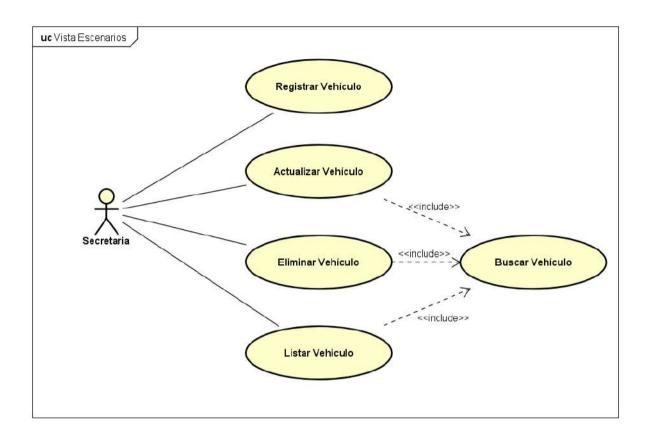


Gestión Vehículo



ág. 119 Industrias y los Recursos Naturales no Renovables

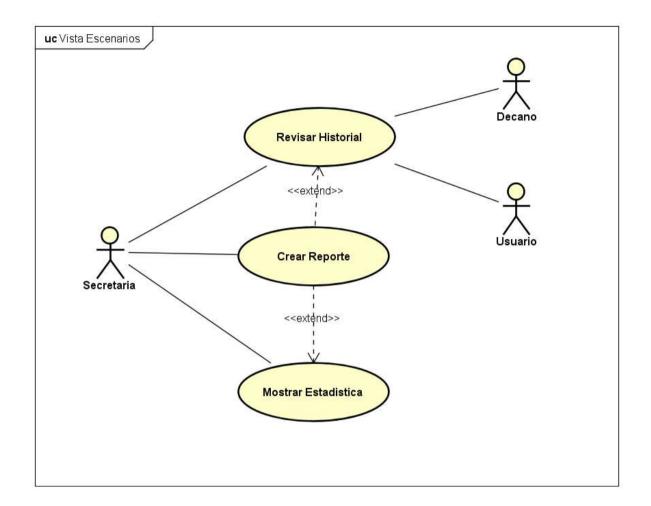
Especificación de requisitos de software



• Gestión Reportes



ág. 120 Industrias y los Recursos Naturales no Renovables





ág. 121 Industrias y los Recursos Naturales no Renovables

Especificación de requisitos de software

11.5. ANEXO V

Encuesta de aceptación tecnológica

¡Saludos Cordiales!

La siguiente encuesta tiene como objetivo el poder determinar la aceptación tecnológica del sistema de reconocimiento de placas vehiculares para el control de ingreso vehicular hacia la Facultad De La Energía, Las Industrias Y Los Recursos Naturales No Renovables.

Se ha	a registrado el correo del encuestado (null) al enviar este formulario. *Obligatorio
1.	Correo *
Utili	dad Percibida (UP)
2.	1 ¿La página permitió iniciar sesión correctamente dentro del sistema? *
	Marca solo un óvalo.
	Totalmente en Desacuerdo
	Algo en desacuerdo
	En desacuerdo
	De acuerdo
	Totalmente de acuerdo

ág. 122 Industrias y los Recursos Naturales no Renovables

Р

3.	2 ¿La realizad	página permitió tener al alcance el historial de las entradas y salidas das?	*
	Marca solo un óvalo.		
		Totalmente en Desacuerdo	
		Algo en desacuerdo	
		En desacuerdo	
		De acuerdo	
		Totalmente de acuerdo	
ac	ilidad	de Uso Percibida (FUP)	
4.	1A5E	interactuar con la página web le resultó fácil y entendible? *	
Marca solo un óvalo.			
		Totalmente en Desacuerdo	
		Algo en desacuerdo	
		En desacuerdo	
		De acuerdo	
		Totalmente de acuerdo	

ág. 123 Industrias y los Recursos Naturales no Renovables

Р

5.	4 ¿Fue fácil conseguir que la página web muestre la información requerida * (historial de entradas y salidas)?		
	Marca solo un óvalo.		
		Totalmente en Desacuerdo	
		Algo en desacuerdo	
		En desacuerdo	
		De acuerdo	
		Totalmente de acuerdo	
ô.	5 ¿Le	resultó fácil utilizar la página mediante el navegador web? *	
	Marca	solo un óvalo.	
		Totalmente en Desacuerdo	
		Algo en desacuerdo	
		En desacuerdo	
		De acuerdo	
		Totalmente de acuerdo	
ct	itud n	nediante el uso (AMU)	
		ne satisfactoria su experiencia al usar está página? *	
	Marca	solo un óvalo.	
		Totalmente en Desacuerdo	
		Algo en desacuerdo	
		En desacuerdo	
		De acuerdo	
_		Totalmente de acuerdo	





8. 7	¿Le gustaría volver a utilizar esta página? *
Ма	rca solo un óvalo.
	Totalmente en Desacuerdo
	Algo en desacuerdo
	En desacuerdo
	De acuerdo
	Totalmente de acuerdo
9. 7	¿Le gustaría volver a utilizar esta página? *
Ма	rca solo un óvalo.
	Totalmente en Desacuerdo
	Algo en desacuerdo
	En desacuerdo
	De acuerdo
	Totalmente de acuerdo
	ión hacia el uso (IHU) - ¿Tiene la intención de usar la pagina web frecuentemente? *
N	larca solo un óvalo.
(Totalmente en Desacuerdo
(Algo en desacuerdo
(En desacuerdo
(De acuerdo
(Totalmente de acuerdo

Р

ág. 125 Industrias y los Recursos Naturales no Renovables

Especificación de requisitos de software

l1. 9 ¿Utilizaría la página en un futuro? *		
Marca solo un óvalo.		
Totalmente en Desacuerdo		
Algo en desacuerdo		
En desacuerdo		
De acuerdo		
Totalmente de acuerdo		

Este contenido no ha sido creado ni aprobado por Google.

Google Formularios