

**Propuesta de Redes neuronales aplicadas a problemas de transporte público en la ciudad de Manizales**

**JULIÁN DAVID PULGARÍN PIRAZÁN**

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Administración, Departamento de Informática y Computación

Manizales, Colombia

2023

**Propuesta de Redes neuronales aplicadas a problemas de transporte público en la ciudad de Manizales**

**JULIÁN DAVID PULGARÍN PIRAZÁN**

Trabajo de grado presentado como requisito parcial para optar al título de:

**Administrador(a) de Sistemas Informáticos**

Director(a):

PhD. Ingeniería y Néstor Darío Duque Méndez

Modalidad del trabajo de grado:

Trabajos investigativos – Trabajo monográfico

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Administración, Departamento de Informática y Computación

Manizales, Colombia

2023

*A mis padres*

*"Comienza el día como si fueras a encontrarte con la ignorancia y la necesidad en cada paso: así siempre te moverás con la precaución y te alegrarás del conocimiento."*

*Marco Aurelio. (*II *d.C.)*

Agradecimientos

Quiero expresar mi profundo agradecimiento a mis padres, quienes han sido mi fuente inagotable de amor, apoyo y sabiduría a lo largo de mi vida. Gracias a su dedicación y guía, he aprendido valores fundamentales que han moldeado mi carácter y mi visión del mundo. También quiero reconocer el invaluable papel de todos mis profesores, cuyo conocimiento, paciencia y dedicación han iluminado mi camino educativo. Cada lección, cada consejo y cada corrección han sido piedras angulares en mi crecimiento intelectual y personal. Estoy eternamente agradecido por el inmenso regalo de la educación que me han brindado mis padres y maestros; es un tesoro que llevaré conmigo toda mi vida.

Resumen

**Propuesta de Redes neuronales aplicadas a problemas de transporte público en la ciudad de Manizales**

La problemática del transporte público es un tema que afecta a gran parte de la población, especialmente a aquellas personas que dependen de él para desplazarse diariamente a sus trabajos, estudios y otros compromisos. La falta de eficiencia en este servicio se traduce en retrasos, sobrecarga de pasajeros, accidentes, entre otros inconvenientes. La inteligencia artificial (IA) es un campo en constante evolución que ha mostrado resultados prometedores en la solución de problemas complejos. En particular, las redes neuronales son una técnica de IA que se ha utilizado con éxito en diversas áreas, desde la medicina hasta la ingeniería. Se plantea la utilización de técnicas de IA, específicamente redes neuronales, para abordar la problemática del transporte público en la ciudad de Manizales;” El Tiempo. (2018). El incierto futuro de la movilidad en la ciudad de Manizales”. En la ciudad de Manizales en la actualidad se presenta un aumento significativo en el número de vehículos por persona, lo cual genera un mayor congestionamiento en horas pico en las vías principales de la ciudad, este problema se intensifica cuando las entidades prestadoras del servicio de trasporte público no tienen un buen gestiona miento de diferentes variables que pueden llegar a tener consecuencias positivas o negativas de acuerdo a la debida coordinación de dichas variables tales como lo son: El número de vehículos de trasporte público en circulación, teniendo en cuenta la hora y demanda del servicio , las horas de más y menos afluencia de usuarios, los destinos con mayor demanda de vehículos, el promedio diario de pasajeros por ruta y la distancia de la ruta; estas variables abren la incógnita de si la IA puede ayudar a mitigar los efectos adversos con ayuda de un buen procesamiento de toda la información disponible y una técnica de IA que nos ayude a gestionar toda esta información para realizar posibles predicciones.

**Palabras clave:** ETA, Hiperparmetros,MLP

**Abstract**

**Proposal of Neural Networks Applied to Public Transportation Issues in the City of Manizales**

La issue the public transport is a topic that affects a large part of the population, especially those people who depend on it for their daily commutes to work, school, and other commitments. The lack of efficiency in this service results in delays, overcrowding, accidents, among other inconveniences. Artificial intelligence (AI) is a constantly evolving field that has shown promising results in solving complex problems. In particular, neural networks are an AI technique that has been successfully used in various areas, from medicine to engineering. The use of AI techniques, specifically neural networks, to address the issue of public transportation in the city of Manizales is proposed; "El Tiempo. (2018). The uncertain future of mobility in the city of Manizales". In the city of Manizales, there is currently a significant increase in the number of vehicles per person, which generates greater congestion during peak hours on the city's main roads. This problem intensifies when the entities providing public transportation services do not have good management of different variables that can have positive or negative consequences depending on the proper coordination of these variables, such as: the number of public transportation vehicles in circulation, considering the time and demand for the service, the hours of highest and lowest user traffic, and the destinations with the highest demand for vehicles. These variables raise the question of whether AI can help mitigate adverse effects with the assistance of proper processing of all available information and an AI technique that helps manage all this information to make possible predictions.

**Keywords:** ETA, Hiperparm,MLP

**Contenido**

Resumen VII

Lista de figuras X

Lista de tablas XI

Lista de símbolos y abreviaturas XII

Introducción 1

[1.Presentación del trabajo de grado 3](#_Toc151758490)

[1.1 Planteamiento del problema o situación abordada 3](#_Toc151758491)

[1.2 Objetivo general 4](#_Toc151758492)

[1.3 Objetivos específicos 4](#_Toc151758493)

[1.4 Metodología 4](#_Toc151758494)

[1.4.1 Recopilación de datos 5](#_Toc151758495)

[1.4.2 Procesamiento de datos 7](#_Toc151758496)

[1.4.3 Desarrollo del modelo de red neuronal 16](#_Toc151758497)

[1.4.4 Validación del modelo 18](#_Toc151758498)

[2. Revisión de literatura 21](#_Toc151758499)

[2.1 Antecedentes 21](#_Toc151758500)

[3. Desarrollo 25](#_Toc151758501)

[3.1 Marco conceptual 25](#_Toc151758502)

[Aplicaciones Exitosas de Redes Neuronales en predicción de Transporte Público 29](#_Toc151758503)

[3.2 Variables Seleccionadas y su Influencia en la Predicción del Transporte Público 30](#_Toc151758504)

[3.3 Metodologías de Entrenamiento y Validación de Redes Neuronales 31](#_Toc151758505)

[3.4 Justificación de la Selección de Herramientas y Lenguajes de Programación 32](#_Toc151758506)

[3.5 Definición de Conceptos Clave 33](#_Toc151758507)

[4. Conclusiones y recomendaciones 39](#_Toc151758508)

[4.1 Conclusiones 39](#_Toc151758509)

[4.2 Recomendaciones 40](#_Toc151758510)

[Bibliografía 41](#_Toc151758511)

Lista de figuras

Pág.

[**Figura 1:** Función para asignar valores a la columna Vehículos disponibles por ruta. 13](#_Toc42253129)

[**Figura 2:** Función para asignar valores a la columna demanda. 14](#_Toc42253129)

[**Figura 3:** Función “asignar\_valor\_dia”. 14](#_Toc42253129)

[**Figura 4:** Función “asignar\_valor\_condicion”. 15](#_Toc42253129)

Lista de tablas

Pág.

[**Tabla 1**: Rango de hora. 9](#_Toc42261026)

[**Tabla 2**: Dias/DemandaRango de hora.](#_Toc42261026) 10

[**Tabla 3**: Rutas Iniciales/ Vehiculos Disponibles por ruta.](#_Toc42261026) 11

[**Tabla 4**: Condicion de la ruta.](#_Toc42261026) 11

[**Tabla 5**: Categorizacion de demanda.](#_Toc42261026) 8

[**Tabla 6**: Datos iniciales .](#_Toc42261026) 13

[**Tabla 7**: Data set despues de los primeros procesamientos.](#_Toc42261026) 15

Introducción

**En la actualidad, el transporte público en la ciudad de Manizales enfrenta un desafío constante debido al aumento exponencial de vehículos en las calles, lo que resulta en congestión vehicular y problemas en la operación de las empresas encargadas de prestar este servicio. La gestión ineficiente de diversas variables operativas es uno de los principales desafíos a abordar. Esta problemática impide que se aproveche la gran cantidad de información generada diariamente en la industria del transporte público, lo que podría utilizarse para realizar predicciones y optimizaciones. Este trabajo se enfoca en explorar cómo la implementación de una red neuronal puede beneficiar al transporte público en Manizales al permitir la generación de predicciones basadas en datos históricos y variables relevantes. La inteligencia artificial, en particular las redes neuronales, ofrece la capacidad de procesar y analizar grandes volúmenes de datos para extraer patrones y tendencias, lo que podría llevar a un mejor entendimiento de la operación del sistema de transporte público. El objetivo general de este trabajo es proponer un modelo de predicción de diferentes variables del sistema de transporte público en Manizales mediante la aplicación de redes neuronales. Para lograr este objetivo, se llevarán a cabo las siguientes etapas: recopilación y análisis de datos, selección de variables relevantes, diseño y desarrollo de la arquitectura de la red neuronal, validación en un ambiente de prueba y análisis de resultados con recomendaciones para el sistema de transporte público. Esta investigación se justifica por la necesidad de optimizar el transporte público en una ciudad con topografía accidentada como Manizales. Además, la aplicación de técnicas de inteligencia artificial, como las redes neuronales, podría ayudar a prevenir problemas operativos y mejorar la seguridad de los usuarios. La implementación de inteligencia artificial en el transporte público no solo beneficia a los usuarios, sino que también impacta positivamente en la sociedad en general, mejorando la eficiencia, reduciendo costos y previniendo incidentes.**

# Presentación del trabajo de grado

**Este trabajo de grado tiene como objetivo principal abordar el desafío del transporte público en la ciudad de Manizales mediante la implementación de técnicas de inteligencia artificial, específicamente las redes neuronales. La problemática del congestionamiento vehicular y la mala gestión de variables operativas en el transporte público se han convertido en obstáculos significativos para una operación eficiente y satisfactoria para los usuarios. En este contexto, se presenta una propuesta sólida para utilizar datos históricos y variables relevantes en la operación del transporte público para entrenar una red neuronal. Esta red neuronal se diseñará meticulosamente, considerando la arquitectura de las capas ocultas, la función de activación y otros parámetros cruciales para garantizar precisión en las predicciones. La aplicación de esta tecnología permitirá no solo prever tendencias y patrones, sino también optimizar rutas y recursos, mejorando así la calidad del servicio ofrecido a los ciudadanos. La importancia de este estudio radica en su capacidad para transformar datos crudos en conocimientos procesables, proporcionando a las autoridades locales y a las empresas de transporte público información valiosa para tomar decisiones informadas. Este trabajo se presenta como una contribución al campo de la optimización del transporte público, y se espera que sus hallazgos y recomendaciones puedan ser aplicados en el contexto más amplio de las ciudades con desafíos similares en todo el mundo.**

## **Planteamiento del problema o situación abordada**

¿Cómo puede beneficiar al trasporte público en la ciudad de Manizales la implementación de una red neuronal para generar posibles predicciones?

## Objetivo general

**Realizar una propuesta de predicción de diferentes variables del sistema de transporte público en Manizales aplicando redes neuronales**

## Objetivos específicos

* Recopilar y analizar la información disponible sobre el sistema de transporte público en este caso de la ciudad de Manizales, Caldas, incluyendo datos históricos de operación y variables relevantes para la predicción.
* Seleccionar las variables más relevantes à partir de la información recopilada y definir el modelo de red neuronal adecuado para la predicción.
* Diseñar y desarrollar una propuesta o un modelo de arquitectura de la red neuronal utilizando herramientas y lenguajes de programación especializados en inteligencia artificial.
* Validar la red neuronal en un ambiente de prueba para comprobar su funcionalidad y eficacia en la predicción de las variables seleccionadas.
* Analizar los resultados obtenidos y proponer recomendaciones para el sistema de transporte público.

## Metodología

Se utilizará un enfoque mixto, este enfoque combina elementos de los enfoques cuantitativo y cualitativo, permitiendo la recolección y análisis de datos tanto cuantitativos como cualitativos. Para la implementación del modelo, se utilizarán herramientas y el lenguaje de programación Python. Se considerarán posibles problemas durante el desarrollo del modelo y se buscarán soluciones adecuadas en caso de ser necesario.

Los objetivos específicos planteados en esta propuesta se alcanzarán a través de la serie de pasos que se mencionan a continuación:

* Revisión bibliográfica: se realizará una revisión bibliográfica exhaustiva de los antecedentes relacionados con la aplicación de técnicas de inteligencia artificial en el mejoramiento de sistemas de transporte público.
* Recopilación de datos: se recopilarán datos relevantes cuyos aspectos estén directamente relacionados con las problemáticas inherentes al transporte público de Manizales. Esto implica recopilar datos específicos que permitan comprender y abordar las dificultades particulares que enfrenta el sistema de transporte en la ciudad.
* Preprocesamiento de datos: se realizará un preprocesamiento de los datos para limpiarlos y transformarlos en un formato adecuado para su uso en el modelo de redes neuronales.
* Desarrollo del modelo de redes neuronales: se desarrollará un modelo de redes neuronales para predecir diferentes variables del sistema de transporte público, como la demanda de pasajeros, la eficiencia de la ruta de los autobuses, entre otras.
* Validación del modelo: se llevará a cabo una validación del modelo utilizando técnicas de validación cruzada para asegurar su fiabilidad y precisión.
* Bitácora de Desarrollo
* Análisis e interpretación de resultados: Se analizarán e interpretarán los resultados obtenidos para identificar patrones y tendencias relevantes en el sistema de transporte público.
* Presentación de resultados: se analizarán los resultados obtenidos del modelo y se presentarán en un informe final.
* Propuesta de mejoras: Con base en los resultados y el análisis realizado, se propondrán mejoras al sistema de transporte público para su optimización.

### Recopilación de datos

Para llevar a cabo este estudio, se implementó una metodología exhaustiva que incluyó la recolección y análisis detallado de datos relacionados con el transporte público en la ciudad de Manizales. A continuación, se describe el proceso paso a paso:

**Consulta de Fuentes Oficiales**

Se realizó una investigación exhaustiva visitando las páginas web oficiales de las empresas prestadoras del servicio público de Manizales. Este proceso permitió recopilar información precisa y actualizada sobre las rutas principales de la ciudad, así como el número de vehículos disponibles para cada ruta.

**Entrevistas con miembros de las empresas de servicio trasporte público**

Se llevaron a cabo entrevistas con miembros de las empresas "Socobuses" y "Unitrans". Estas entrevistas proporcionaron conocimientos expertos sobre la operación del servicio de transporte público. Los temas discutidos incluyeron la gestión operativa, las condiciones de las rutas, la demanda de pasajeros y las horas pico. Esta información fue esencial para comprender en profundidad el funcionamiento interno del sistema de transporte.

**Análisis de Variables**

Una de las variables más importantes en este caso de estudio se basa en las rutas que recorren los vehículos de servicio de trasporte público, la distancia de inicio a fin, el promedio de pasajeros diario y el número de vehículos disponibles por ruta, se analizaron también otras variables importantes como la hora del día, y el día de la semana. Estas variables fueron cruciales para comprender mejor la demanda de usuarios desde una perspectiva más amplia y detallada.

**Condiciones de las Rutas**

Se evaluaron las condiciones operativas de cada ruta, considerando si eran óptimas o subóptimas. Este análisis se basó en los datos recopilados durante las entrevistas, se complementó con información de las páginas web oficiales y recorridos por las rutas con el fin de tener un conocimiento mas profundo de como operan las empresas locales de servicio de trasporte público.

**Demanda de Pasajeros**

Se examinó la demanda de pasajeros para cada ruta, clasificándola en categorías de alta, media o baja. Las horas pico y los días con mayor demanda fueron identificados a través de análisis detallados de los datos históricos y las entrevistas con los miembros de las empresas.

**Numero promedio de Pasajeros por ruta**

El número promedio de pasajeros diario es fundamental para esta investigación, ya que representa un indicador clave del flujo de usuarios en el sistema de transporte público de Manizales. Analizar este dato permite comprender la demanda real del servicio en diferentes momentos del día, identificar patrones de comportamiento de los pasajeros y optimizar la capacidad de los vehículos en función de esta demanda fluctuante. Además, el número de pasajeros diario proporciona información valiosa para predecir la ocupación de los vehículos y evitar situaciones de sobrecarga o insuficiencia de capacidad, mejorando así la calidad del servicio y la experiencia del usuario.

**tiempo ruta inicio-fin**

El análisis del tiempo estimado de ruta de inicio a fin es un aspecto esencial en el contexto del transporte público en Manizales. Esta variable proporciona información valiosa sobre la eficiencia y la puntualidad del servicio. Al estudiar el tiempo estimado de viaje de manera detallada, se pueden identificar posibles congestiones en ciertas áreas, comprender patrones de tráfico y evaluar la velocidad promedio del servicio en diferentes condiciones.

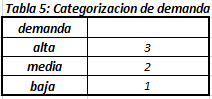
**Distancia Ruta (Inicio-Fin)**

la distancia de las rutas también es esencial en esta investigación, ya que determina la complejidad logística y el tiempo estimado de viaje. Al considerar esta variable, se puede analizar cómo la longitud de las rutas afecta el flujo de pasajeros y cómo las redes neuronales pueden adaptarse para predecir tiempos de viaje más precisos y ajustar las operaciones en consecuencia. La distancia de las rutas también influye en la eficiencia energética y la duración total del viaje, lo que hace que su análisis sea crucial para mejorar la planificación y la ejecución del transporte público en la ciudad de Manizales.

### Procesamiento de datos

**Aplicación de Data Augmentation en el Conjunto de Datos**

El proceso de Data Augmentation es crucial en la mejora y diversificación de la información disponible. En este caso de estudio, como se mencionó anteriormente el conjunto de datos está compuesto por las variables: hora, ruta, número de vehículos por ruta, condiciones de la ruta, y día de la semana, para capturar la variabilidad en la demanda de pasajeros, se ha asignado un valor numérico a la demanda: 3 para alta demanda, 2 para demanda "media" y 1 para una demanda baja de usuarios (tabla 5), La inclusión de diferentes niveles de demanda (alta, media y baja) permite a el modelo comprender mejor los patrones de comportamiento asociados con diferentes niveles de necesidad de los usuarios. Esta representación detallada de la demanda proporciona a la red neuronal una perspectiva más matizada y ajustada a la realidad del sistema, lo que, a su vez, mejora la capacidad de la red para generalizar y hacer predicciones precisas. Se utilizaron técnicas de Data Augmentation para crear variaciones y expandir el conjunto de datos, lo que a su vez mejora la capacidad de la redneuronal para generalizar y hacer predicciones precisas.



En el caso de la hora del día laboral de los vehículos de servicio público se aplicó rotación temporal para variar las horas del día. Esta técnica crea nuevas instancias de datos ajustando la hora en un rango específico, lo que permite a la red neuronal aprender diferentes patrones temporales, se tienen en cuenta las horas pico las cuales implican un nivel mayor de demanda de pasajeros en el servicio de trasporte público; En particular se tomaron en cuenta todas las horas del día en las que los vehículos están disponibles para los usuarios y se exploraron todas las posibles combinaciones de las variables clave que se están estudiando en el actual caso de estudio. La variación en las horas del día se gestionó mediante la técnica conocida como rotación temporal mencionada anteriormente, que permitió ajustar las horas dentro de un rango específico (5:00-22:00). Es fundamental mencionar que, al generar estas nuevas instancias de datos, se preservó la integridad de la información original. Cada nueva combinación de variables se creó de manera coherente y realista, manteniendo la relevancia y validez de los datos para el análisis. Además, este enfoque permitió explorar una amplia gama de situaciones posibles, enriqueciendo así la comprensión del comportamiento del sistema de transporte público sin comprometer la calidad ni la integridad de los datos originales.

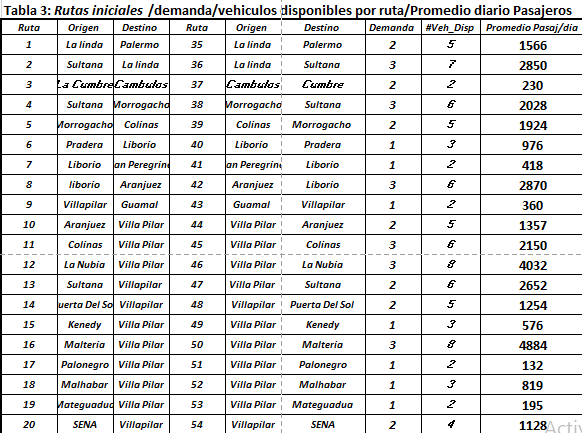
En primer lugar, se reconoce la importancia de comprender el sistema de transporte público a lo largo del día. Cada hora del día puede presentar variaciones significativas en la demanda y en las condiciones de las rutas, desde las horas pico hasta las horas de menos congestión. Al abordar todas estas horas del día, se busca capturar la complejidad de los patrones de comportamiento que surgen en diferentes momentos, reflejando así situaciones que podrían surgir naturalmente en el sistema de transporte público en la ciudad de Manizales No se ha alterado ni distorsionado la naturaleza fundamental de los datos originales; en su lugar, se ha ampliado el espectro de escenarios posibles para enriquecer la comprensión del comportamiento del sistema. Cabe resaltar que se utilizó el formato de 24 horas en primera instancia para representar cada hora del día y se clasificaron según la demanda de pasajeros estimada relacionando el número “3” con una alta demanda, el número “2” con una demanda moderada y el numero “1” con una demanda baja esto se puede apreciar mejor en la Tabla 1.



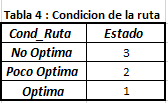
En cuanto a el día de la semana se aplicó una rotación del día de la semana, al rotar los días de la semana, se generan instancias que reflejan diferentes comportamientos a lo largo de la semana. Esto es esencial para capturar tendencias semanales y adaptar el modelo a patrones específicos de ciertos días, es común que la demanda de transporte público varíe significativamente entre días laborables y fines de semana. Al rotar los días de la semana, se le permite al modelo distinguir entre patrones de uso diario y aquellos asociados con actividades de ocio y descanso. Se puede complementar con horas específicas cuando la demanda alcanza su punto máximo, al rotar los días, el modelo puede capturar mejor estas horas pico y adaptar las predicciones para acomodar estas variaciones temporales, En situaciones del mundo real, hay días en los que la demanda de transporte público puede ser excepcionalmente baja o incluso nula. Estos días sin demanda pueden deberse a feriados, condiciones climáticas extremas o eventos especiales que afectan el comportamiento del usuario. La capacidad del modelo para reconocer días o incluso horas sin demanda es valiosa para las operaciones del servicio de transporte público. Las empresas pueden optimizar la asignación de recursos (por ejemplo, vehículos y personal) en días de baja demanda, lo que puede conducir a ahorros significativos, para el caso de estudio se tomaron todos los días de la semana y se categorizaron tomando como referencia la demanda estimada tal como se puede apreciar en la tabla 2. Cabe resaltar que el número “3” se asocia con alta demanda, el “2” a media y el “1” a baja demanda de usuarios.



En el caso de la ruta y de los vehículos de servicio de transporte publico disponibles por rutas se procedió a ver en las páginas oficiales de las empresas prestadoras del servicio de trasporte público cuantos vehículos están a disposición de los usuarios para cada ruta, primeramente se tomaron los sitios donde se despachan las busetas (Control de busetas) y se asociaron con su destino final con el fin de asociar la ruta con un número identificador, se generaron nuevas rutas modificando ligeramente las rutas existentes, se tomaron rutas inversas para las rutas existentes. Por ejemplo, si la Ruta A va de A a B, la ruta invertida irá de B a. Esto duplica el número de rutas para el análisis, también se utilizaron técnicas de interpolación para crear rutas adicionales entre las rutas existentes. Esto implica la creación de rutas intermedias que sigan un patrón lógico entre las rutas conocidas. Por ejemplo, si se tiene la ruta A y B, se puede crear una nueva ruta C que se encuentre a medio camino entre A y B. generando dos rutas nuevas; puntualmente en el servicio de trasporte de la ciudad de Manizales se tomaron 20 rutas de las empresas de servicio de trasporte público de la ciudad (Tabla 3), y se le aplicaron las técnicas de Data Augmentation mencionadas anteriormente para generar un total de 40 rutas basadas en el entendimiento profundo de la geografía y la lógica del transporte público en la ciudad de Manizales, cada nueva ruta generada tiene sentido en el contexto del sistema de transporte público existente. Integrar estas técnicas de aumento de datos ayudo a enriquecer significativamente el conjunto de datos y proporcionar un mayor número de registros para entrenar la red neuronal.

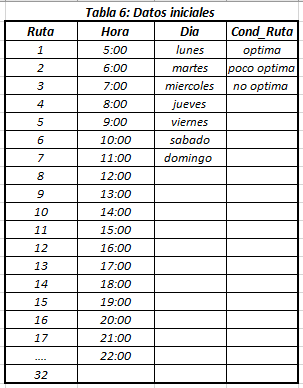


La variable “Condición ruta” se basa en el estado actual de la vía por la cual el vehículo de servicio de trasporte público circula, para aplicar técnicas de aumentación de datos se representó la condición de la ruta con el numero “3” si se encuentra en un estado no optimo , el número ”2” si es poco optimo y el numero “1” si la ruta está en óptimas condiciones , esto teniendo en cuenta que optimo se da a entender como a una ruta en la cual no se presenta ninguna circunstancia fuera de lo normal ya sea una construcción, cierres programados, o embotellamientos comunes en la ciudad de Manizales a horas pico , entre otros; se hizo una codificación categórica donde primero se convierte la variable categórica “Cond\_Ruta” en una variable numérica según la escala como lo muestra la tabla 4.



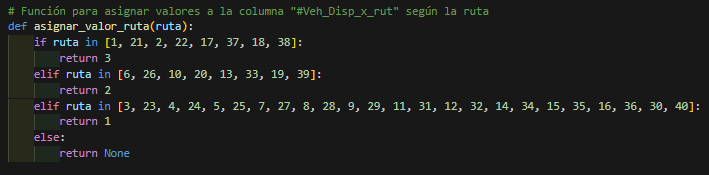
Al convertir la variable “Cond\_Ruta” en una variable numérica procedemos a aplicar Data augmentation para aumentar datos de manera efectiva para las rutas específicas, para esto se hace una rotación de las condiciones de rutas existentes. Por ejemplo, para una ruta que originalmente tiene condición "óptima", se roto para representar condiciones "poco óptimas" o "no óptimas", esto significa que cada ruta puede estar contenida en las tres categorías en un determinado momento de tiempo esto tiene relevancia al analizar el sistema de trasporte en la ciudad de Manizales ya que en la actualidad al ser una ciudad en expansión una ruta puede variar su estado en lapso corto de tiempo ya sea por construcciones o adecuaciones en la vía.

Una vez que los datos de estudio han sido categorizados, se procede a analizar minuciosamente toda la información disponible. Este proceso comienza centrándose en las variables de ruta, hora, día y condición de la ruta, que sirven como punto de partida para la aplicación de la técnica conocida como "Generación Exhaustiva de Combinaciones". Esta técnica, esencial en la exploración de datos, permite generar todas las combinaciones únicas posibles de los valores de estas variables. Este enfoque detallado ofrece una visión completa y profunda de las diversas situaciones que podrían surgir. Es crucial destacar que cada variable inicialmente abarca todos los valores posibles que podría tomar. Esto se ilustra con claridad en la Tabla 6, donde se pueden apreciar los valores iniciales de cada variable. Este enfoque exhaustivo nos proporciona una base sólida para examinar todas las posibles combinaciones y comprender en profundidad la complejidad de las situaciones que pueden surgir en el contexto del estudio.



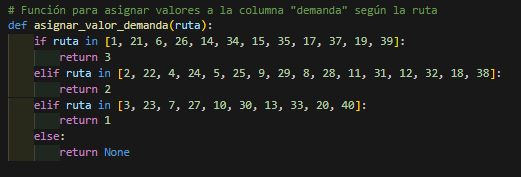
Para generar todas las posibles combinaciones de las rutas se utilizaron las bibliotecas de Python “pandas” e “itertools”; utilizando pandas se procede a leer un archivo Excel para luego, obtener todas las posibles combinaciones utilizando itertools.product(). Estas combinaciones se almacenan en un DataFrame para luego ser guardadas en un archivo Excel dando a el siguiente proceso que se basa en ingresar en cada ruta su número de vehículos disponibles, para ello se construye una función llamada “asignar\_valor\_ruta” que recibe como parámetro el numero de la ruta esto se aprecia en la figura 1.

**Figura 1:** Función para asignar valores a la columna Vehículos disponibles por ruta



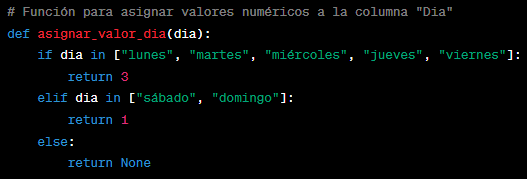
De manera similar se procede a ingresar el valor de la demanda que tiene cada ruta teniendo en cuenta que una demanda Alta se representa con un número “3”, media con el numero 2 y baja con el número 1 para ello se crea una función llamada “asignar\_valor\_demanda” que recibe también como parámetro la ruta esto se puede apreciar en la figura 2.

**Figura 2:** Función para asignar valores a la columna demanda

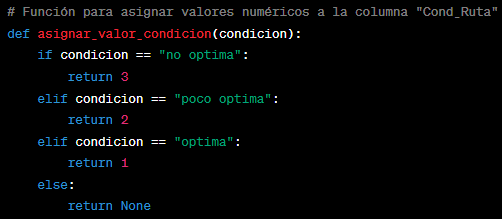


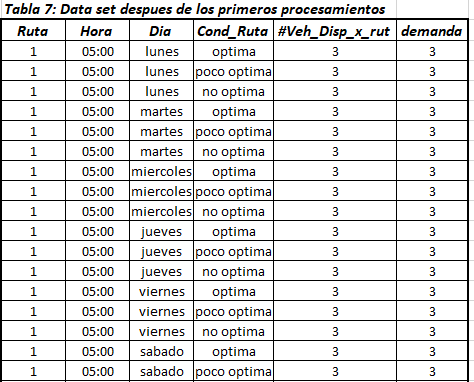
Después de realizar este procesamiento de la información el data set luce como se puede apreciar en la tabla 7, dando paso a la construcción de las funciones que permitirán llevar todos los datos a su respectiva categoría, con el fin de empezar a llevar a formato numérico toda la información que se ha ido recolectando y procesando a lo largo de la investigación; lo primero que se debe hacer es construir las funciones que permitan categorizar las columnas “Dia, Cond\_Ruta” a su respectivo valor. Para esto se construyeron las funciones “asignar\_valor\_condicion” y “asignar\_valor\_dia” que reciben como parámetro la condición de la ruta y el día respectivamente como se puede visualizar en la figura 3 y figura 4.

**Figura 3:** Función “asignar\_valor\_dia”



**Figura 4:** Función “asignar\_valor\_condicion”





Después de asignar en el data set los respectivos valores en sus respectivas columnas se puede empezar a diseñar la arquitectura de la red neuronal.

### Desarrollo del modelo de red neuronal

Para el desarrollo del modelo se diseñó una red neuronal multicapa (MLP) con dos capas ocultas, se siguieron diversas estrategias y técnicas para lograr un sistema eficiente y preciso en la predicción de la demanda del transporte público en la ciudad de Manizales. A continuación, se detalla el enfoque adoptado, desde la elección de hiperparámetros iniciales hasta la posterior optimización del modelo.

**Elección de Hiperparámetros Iniciales**

**Tasa de Aprendizaje (**η**)**

Se estableció una tasa de aprendizaje inicial de 0,1. Esta tasa determina el tamaño del paso que la red neuronal da durante el proceso de aprendizaje. Un valor adecuado es crucial para evitar convergencia prematura o estancamiento en óptimos locales, Una tasa de aprendizaje más grande permite que el modelo aprenda más rápido, pero puede hacer que el proceso de entrenamiento sea inestable y posiblemente conducir a oscilaciones en la convergencia o incluso a que el modelo no converja. Por otro lado, una tasa de aprendizaje más pequeña permite un aprendizaje más estable, pero el proceso puede volverse demasiado lento y llevar mucho tiempo para converger.

**Número de iteraciones**

Se fijó un número inicial de iteraciones en 1000. Las iteraciones o épocas representan el número de veces que todo el conjunto de datos se pasa hacia adelante y hacia atrás a través de la red neuronal durante el entrenamiento. Esta cifra inicial proporciona una base para comprender cómo se comporta el modelo durante múltiples iteraciones, Es crucial monitorear el rendimiento del modelo en un conjunto de validación durante el entrenamiento. Si el rendimiento deja de mejorar en el conjunto de validación, se puede detener el entrenamiento para evitar el sobreajuste.

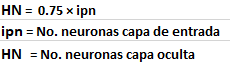
**Inicialización de Pesos**

Los pesos se inicializaron aleatoriamente en un rango de -1 a 1. La inicialización adecuada de los pesos es esencial para evitar problemas como el estancamiento en mínimos locales y para permitir que la red neuronal explore eficazmente el espacio de soluciones, Al inicializar los pesos en un rango simétrico como -1 a 1, se evita la simetría en las actualizaciones de peso durante el entrenamiento. Si todos los pesos comienzan con el mismo valor, todas las neuronas en una capa aprenderán lo mismo y seguirán siendo idénticas. Esto puede limitar la capacidad de aprendizaje de la red, Al tener un rango limitado para los pesos, se introduce una forma de regularización implícita. Esto significa que se impone cierta restricción a la complejidad del modelo, lo que puede ayudar a prevenir el sobreajuste, especialmente cuando se tienen conjuntos de datos pequeños como en este caso de estudio.

**Arquitectura de la Red**

La arquitectura de la red consta de una capa de entrada, dos capas ocultas y una capa de salida (8-6-6-1). La elección de esta estructura se basa en consideraciones teóricas y empíricas para lograr un modelo robusto y capaz de manejar la complejidad inherente de los datos de transporte público, para llegar a el numero de neuronas que contienen las capas ocultas se utilizó la “regla de la heurística del número óptimo de neuronas en una capa oculta”, Esta regla sugiere que el número de neuronas en una capa oculta debe ser aproximadamente el 75% del número de neuronas en la capa de entrada. puede variar según el problema y los datos específicos, pero a menudo se utiliza como punto de partida para determinar el tamaño de las capas ocultas en una red neuronal.

**Figura 3:** Regla de la heurística del número óptimo de neuronas en una capa oculta



La capa de entrada de la red neuronal se diseñó con 8 neuronas. Cada neurona en esta capa representa una característica específica de los datos de entrada: "Ruta", "Hora", "Día", "Condición de la Ruta", "Número de Vehículos Disponibles por Ruta", “Promedio diario de pasajeros por ruta”, “Distancia de la ruta de inicio a fin” y “tiempo estimado de la ruta”; La red neuronal incorpora dos capas ocultas, cada una compuesta por 6 neuronas. Estas capas ocultas permiten que la red aprenda representaciones internas complejas de los datos. La elección de tener múltiples capas ocultas y un número adecuado de neuronas en cada capa se basa en la capacidad de la red para aprender patrones jerárquicos y sutilezas en los datos de entrada. Cada neurona en las capas ocultas utiliza la función de activación "Sigmoidal", que introduce no linealidades en la red y permite capturar relaciones no lineales en los datos. La capa de salida consiste en una sola neurona. Esta neurona representa la variable de salida "Demanda". La elección de una única neurona en la capa de salida es adecuada para problemas de regresión donde se busca predecir un valor numérico continuo. La función de activación utilizada en esta capa es "Lineal", permitiendo que la red genere predicciones numéricas continuas para la demanda del transporte público.

### Validación del modelo

En el proceso de validación del modelo, se implementó una estrategia rigurosa utilizando técnicas de validación cruzada, una metodología ampliamente reconocida para evaluar el rendimiento de un modelo de manera confiable y precisa.

**Validación Cruzada**

La validación cruzada es una técnica estadística utilizada para evaluar el rendimiento y la generalización de un modelo predictivo en un conjunto de datos. En lugar de dividir el conjunto de datos en un conjunto de entrenamiento y otro de prueba en una sola ocasión, la validación cruzada implica dividir los datos en múltiples conjuntos llamados pliegues o folds. El modelo se entrena en varios subconjuntos de los datos y se evalúa en los demás, permitiendo así una evaluación más robusta y completa del rendimiento del modelo.

En este contexto, se aplicó la técnica de validación cruzada “k-fold”, donde el conjunto de datos se divide en k pliegues, donde k=5, el modelo se entrenará y evaluará en cada uno de estos pliegues por separado. Este proceso se repitió k-2 veces, utilizando un pliegue diferente como conjunto de prueba en cada iteración y el resto de los pliegues como conjunto de entrenamiento. Al finalizar las k iteraciones, se promediaron los resultados para obtener una medida global del rendimiento del modelo.

La validación cruzada garantiza que el modelo no esté sobre ajustando (overfitting) los datos de entrenamiento, ya que se evalúa en diferentes subconjuntos de datos. Además, proporciona una estimación más precisa del rendimiento del modelo en datos no vistos, lo que es esencial para determinar la capacidad de la red neuronal para generalizar a nuevas situaciones del mundo real.

Al implementar esta técnica en la validación del modelo proporciona una evaluación objetiva y sólida de su capacidad para predecir la demanda del transporte público en Manizales, lo que permitirá determinar su eficacia y su utilidad práctica en situaciones del mundo real. La validación cruzada se convierte así en un componente fundamental para asegurar que la propuesta de redes neuronales brinde resultados fiables y precisos, validando su utilidad en el contexto del transporte público de la ciudad.

Para aplicar validación cruzada en el conjunto de datos con k=5 se utilizó la clase StratifiedKFold de scikit-learn para dividir los datos en 5 folds (pliegues) estratificados, lo que garantizo que cada fold tuviera la misma proporción de clases que el conjunto de datos original, Luego, el modelo se entrenó y evaluó en cada uno de estos folds, y se calcula el porcentaje de pérdida para cada fold. Finalmente, se calculó el promedio del porcentaje de pérdida en los 5 folds y se muestro en la salida. Esta técnica de validación cruzada proporcionó una evaluación más robusta y confiable del rendimiento del modelo.

#### **Bitácora de Desarrollo**

La bitácora es una herramienta fundamental para registrar cada paso, desde la recolección de datos hasta la implementación del modelo final. Se mantendrá actualizada con cada cambio, problema resuelto o descubrimiento relevante. La bitácora no solo es un registro de actividades, sino también un recurso invaluable para entender el progreso y la evolución del trabajo y facilitar el seguimiento y la comprensión del proceso de desarrollo de la red neuronal para la predicción de la demanda de transporte público en Manizales.

La bitácora de desarrollo no solo es un registro de las actividades realizadas, sino que también proporciona una visión cronológica y detallada del proceso de ajuste y optimización de la red neuronal. Esta información es crucial para comprender la evolución del modelo y cómo cada cambio afecta su rendimiento. Además, sirve como referencia para futuras iteraciones o mejoras en el modelo y como base para la toma de decisiones informadas durante el desarrollo del proyecto. (Se anexa la bitácora con el documento)

# Revisión de literatura

Este análisis crítico de estudios y artículos existentes proporciona una base sólida para comprender el contexto y las metodologías que previamente se han utilizado en el campo de la optimización del transporte público. La literatura existente revela que las ciudades de todo el mundo enfrentan desafíos similares en términos de congestión del tráfico, ineficiencias en las rutas de transporte público y la necesidad de gestionar grandes volúmenes de datos generados por estas operaciones. Una tendencia creciente en la investigación se inclina hacia el uso de tecnologías de inteligencia artificial, particularmente redes neuronales, para abordar estos problemas.

Varios estudios han destacado la efectividad de las redes neuronales en la predicción y optimización en el campo del transporte público. Modelos basados en redes neuronales han sido aplicados con éxito para predecir el tiempo de llegada de autobuses, optimizar rutas de transporte y gestionar la demanda de servicios. Estas investigaciones han demostrado mejoras significativas en la eficiencia operativa y la satisfacción del usuario. Sin embargo, a pesar del progreso, existen brechas en la literatura que esta propuesta busca llenar. La especificidad del contexto de Manizales y sus desafíos únicos en términos de topografía y dinámicas de tráfico exigen un enfoque adaptado y localizado. Esta revisión de literatura establece la plataforma para la investigación, resaltando tanto las mejores prácticas como las limitaciones observadas en los estudios previos. A partir de este contexto, la propuesta busca desarrollar una metodología específica para generar predicciones en el sistema de transporte público en Manizales, capitalizando las fortalezas de las redes neuronales y superando las limitaciones previamente identificadas.

## Antecedentes

**El uso de técnicas de inteligencia artificial para la optimización de sistemas de transporte público no es un campo sin explorar. Se han realizado varios estudios que utilizan modelos de redes neuronales para la predicción de variables relevantes en el funcionamiento de estos sistemas, como el flujo de pasajeros, la llegada y salida de buses, el tiempo de espera y la demanda de servicio.**

**En Singh, V. K., & Kumar, K. (2014). se utilizó una red neuronal para predecir el tiempo de llegada de los autobuses a las paradas. Los autores compararon el modelo propuesto con otros métodos de predicción y encontraron que la red neuronal tenía un mayor nivel de precisión. Esto es de gran relevancia ya que es importante seleccionar el modelo con mayor nivel de precisión, En Wong, A. Y., Zhong, J. H., & Wong, S. C. (2016). se compararon dos modelos de predicción, uno basado en redes neuronales y otro en soporte de regresión de vectores, para predecir el tiempo de llegada de los buses. Los autores encontraron que la red neuronal presentaba una mayor precisión y menor error en las predicciones. Mientras tanto en Singh, V. K., & Kumar, K. (2015). se utilizó una red neuronal para optimizar las rutas de autobuses. Los autores encontraron que el modelo propuesto permitía una reducción en la distancia total recorrida por los autobuses y un aumento en la eficiencia del sistema.**

**En Zhang, M., Chen, J., & Yu, H. (2017). se propuso un modelo de redes neuronales y regresión de vectores de soporte para predecir la demanda de pasajeros en el sistema de transporte público. Los autores encontraron que el modelo propuesto permitía una mayor precisión en las predicciones en comparación con otros modelos tradicionales. A nivel local se tiene que**

**Leal García, L. (2014). Realizo un proyecto que habla sobre que en la actualidad el servicio de transporte se presta de mala calidad, debido al atraso tecnológico en el sistema, falta de cobertura y accesibilidad, falta de mecanismos efectivo de recaudo, falta de control de flota y deficiencias en la infraestructura del transporte, generando tiempos de viaje elevados, sobrecostos operacionales, baja cobertura en el servicio e insatisfacción del usuario del transporte. Se propone implementar un sistema estratégico de trasporte público colectivo SETP basadas en sistemas centralizados, con medios de pago electrónico; servicios de transporte colectivo integrados y accesibles para la población en radio de acción. Y García Campino, R. (2008). Propusieron tres rutas adicionales para el nuevo sistema de transporte público colectivo urbano de la ciudad de Manizales, dichas rutas se determinaron a partir de un análisis minucioso sobre la matriz de origen y destino para la ciudad**

**de Manizales elaborada por la Universidad Nacional De Colombia y actualizada según la información presentada por la Universidad y la consultada en el DANE, teniendo en cuenta los posibles sectores que no están cubiertos en su totalidad por** el **sistema de rutas reestructurado**

# Desarrollo

## Marco conceptual

En los últimos 13 años el parque automotor en Manizales casi que se triplicó, pasando de 39.358 a 117.153, lo mismo se aprecia con las motos, que en el mismo período pasaron de 29.604 a 114.285, un incremento del 3,86%. Caracol Radio (2022); el aumento significativo del parque automotor y el creciente número de motocicletas han generado una congestión vehicular alarmante. Según estudios de movilidad, la ciudad realiza más de 750,000 viajes diarios, con una gran cantidad de estos trayectos siendo cortos y potencialmente realizables en bicicleta o a pie. Sin embargo, el uso excesivo de vehículos particulares ha llevado a problemas de tráfico. A pesar de que el transporte público mueve un 15% más de personas, las calles están abarrotadas de automóviles particulares. La situación se agrava debido a los siniestros viales y problemas de estacionamiento, siendo los peatones y los motociclistas los más afectados. Para abordar esta problemática, es esencial fomentar una cultura ciudadana responsable y establecer medidas que promuevan modos de transporte alternativos, además de reforzar la regulación del tránsito, las redes neuronales emergen como una herramienta tecnológica vital para abordar los desafíos del transporte público. Al aplicar redes neuronales en el análisis de datos de movilidad, se pude identificar patrones y tendencias de comportamiento del tráfico en tiempo real. Estos modelos avanzados pueden predecir flujos de tráfico, optimizar rutas y proporcionar estimaciones precisas del tiempo de viaje. Además, las redes neuronales pueden ayudar a las autoridades a anticipar áreas propensas a siniestros viales, permitiendo una mejor planificación de la seguridad vial y la implementación de medidas preventivas.

Integrando redes neuronales en el sistema de gestión del tráfico, Manizales puede contar con un enfoque proactivo para aliviar la congestión. Los algoritmos de aprendizaje profundo pueden analizar grandes conjuntos de datos de movilidad y proporcionar información en tiempo real a los conductores y pasajeros sobre las condiciones del tráfico, ayudándolos a tomar decisiones informadas para evitar rutas congestionadas. Además, estos modelos pueden respaldar estrategias de gestión de tráfico dinámicas, adaptando las señales y semáforos de acuerdo con las condiciones en tiempo real, mejorando así el flujo vehicular y reduciendo los incidentes viales.

Una red neuronal es un modelo matemático y computacional inspirado en la estructura y el funcionamiento del cerebro humano. Se utiliza para realizar tareas que implican aprendizaje y reconocimiento de patrones. Estas redes están compuestas por nodos (neuronas) interconectados que trabajan en conjunto para resolver problemas complejos, Cada conexión entre neuronas tiene un peso asociado. Estos pesos determinan la fuerza de la influencia de una neurona sobre otra. Durante el entrenamiento, los pesos se ajustan para mejorar el rendimiento de la red, Cada neurona tiene una función de activación que determina si se activa o no en función de las señales recibidas. Algunas funciones comunes incluyen la función sigmoide, la función de paso y la función ReLU (Rectified Linear Unit), Las neuronas se organizan en capas. Las redes neuronales suelen tener una capa de entrada, una o varias capas ocultas y una capa de salida. Las capas ocultas son responsables de aprender patrones complejos en los datos, en una capa pueden estar conectadas a todas las neuronas en la capa siguiente. Las conexiones entre neuronas tienen pesos que se ajustan durante el entrenamiento, Las redes neuronales aprenden ajustando los pesos de las conexiones durante el entrenamiento. Utilizan algoritmos como “retro propagación” (backpropagation) para minimizar la diferencia entre las predicciones de la red y las salidas deseadas.

Entrenar una red neuronal implica ajustar los pesos y sesgos de la red para que pueda realizar una tarea específica correctamente. En el contexto del aprendizaje supervisado, esto significa que la red neuronal aprende a mapear entradas a salidas deseables, basándose en un conjunto de datos de entrenamiento donde las entradas y las salidas ya están emparejadas, normalmente al principio los pesos de la red se inicializan aleatoriamente. Estos pesos determinan la influencia de las conexiones entre las neuronas, Durante la propagación hacia adelante (Forward Propagation), las entradas se pasan a través de la red, y cada neurona realiza cálculos basados en los pesos y las funciones de activación. Esto genera una predicción. En este proceso se puede presentar un porcentaje de perdida. La pérdida (o error) se calcula comparando la predicción de la red con la salida esperada en el conjunto de entrenamiento. Existen diversas funciones de pérdida según el tipo de problema (por ejemplo, para problemas de clasificación se usa la entropía cruzada); Una vez que se calcula la pérdida, se da inicio a la retro propagación del Error (Backpropagation) se retro propaga hacia atrás a través de la red. Durante este proceso, se calculan las derivadas parciales de la función de pérdida con respecto a los pesos de la red. Esto indica cómo deben ajustarse los pesos para reducir la pérdida. Al obtener las derivadas, se utiliza un algoritmo de optimización (como el descenso del gradiente) para ajustar los pesos y minimizar la pérdida. El tamaño del paso de ajuste (conocido como tasa de aprendizaje) es un parámetro crítico en este proceso ya que una tasa de aprendizaje adecuada permite que el modelo converja más rápido hacia una solución óptima. Una tasa de aprendizaje demasiado pequeña hará que el proceso de aprendizaje sea lento, mientras que una tasa demasiado grande puede hacer que el modelo oscile alrededor de la solución óptima sin converger. Este proceso se puede repetir iterativamente durante varias épocas o hasta que la pérdida converja a un valor mínimo aceptable en el conjunto de entrenamiento.

Después de entrenar la red, se evalúa su rendimiento en un conjunto de datos de validación para asegurarse de que no se ha sobre ajustado al conjunto de entrenamiento. En caso de sobreajuste (cuando el modelo se adapta demasiado a los datos de entrenamiento y no puede generalizar bien), se pueden tomar medidas para regularizar la red, por ejemplo, mediante la técnica de abandono o dropout (consiste en desactivar aleatoriamente un porcentaje de las neuronas en una capa durante el entrenamiento). Es por ello que definir una tasa de aprendizaje adecuada resulta crucial para el proceso, ya que al estar equilibrada puede ayudar a mantener la estabilidad del entrenamiento ya que como se dijo anteriormente si es demasiado alta los pesos pueden oscilar y nunca converger. Si es Demasiado baja el modelo puede quedarse atascado en un mínimo local o incluso puede no aprender nada; El objetivo del entrenamiento de una red neuronal es aprender patrones en los datos que sean generalizables, y no vistos antes, con el fin de dar paso a el proceso de pruebas y evaluación que consiste en evaluar el modelo entrenado utilizando datos que no ha visto antes (conjunto de prueba). Este paso es crucial para determinar el rendimiento real del modelo en datos no vistos y verificar si generaliza bien.

Si el rendimiento del modelo en el conjunto de prueba no es satisfactorio, se debe considerar ajustar los hiperparámetros, como la tasa de aprendizaje, el número de capas, el número de neuronas, etc., y luego volver a entrenar el modelo. Debido a que es un proceso iterativo. A menudo, es necesario ajustar el modelo y los datos en función de los resultados obtenidos durante la evaluación para mejorar el rendimiento del modelo en datos no vistos y garantizar una mejor generalización. Este proceso se puede repetir durante varias épocas o hasta que la pérdida converja a un valor mínimo aceptable en el conjunto de entrenamiento.

El problema principal que se encuentra a la hora de entrenar una red neuronal se basa en

la cantidad de datos de entrenamiento que tenemos a nuestro alcance, que estén correctamente etiquetados y limpios, en el caso de estudio actual conseguir todos estos datos no resulta un proceso fácil ya que las empresas de trasporte público de Manizales no resultan muy flexibles a la hora de difundir información de sus operaciones; la búsqueda de la información puede resultar costosa y tardada, es por eso se han propuesto técnicas que facilitan la recolección y procesamiento de la información como la Trasferer Learning ( Transferencia de Aprendizaje) o “Data Augmentation”, técnicas en las cuales se busca tener un mayor número de datos con el fin de que las predicciones que genere sean más acertadas y tengan un bajo porcentaje de error, para este trabajo de grado se tendrán en cuenta variables de relevancia como lo son: la ruta específica que recorren los vehículos de servicio de trasporte público, su tiempo estimado, la distancia de inicio a fin, el promedio de pasajeros diario, las condiciones en que se encuentra la ruta ( optima o no ), los vehículos disponibles con los que cuentan para cubrir la ruta, la hora , el día de la semana; dado que en la actualidad en la ciudad de Manizales no se cuenta aún con el servicio de Tarjetas de Chip Inteligente que le permita a el usuario recargar crédito en el chip de la tarjeta, y los lectores de tarjetas puedan leer la información del chip para procesar el pago generando así un registro en la base de datos de las empresas de trasporte público no se dispone de esta valiosa información.

Teniendo en cuenta lo anterior se utilizó la técnica “Data Augmentation” que es utilizada en el campo del aprendizaje profundo (y específicamente en problemas de visión por computadora) para aumentar la cantidad y variedad de datos de entrenamiento. Implica aplicar transformaciones simples y aleatorias a los datos existentes para crear nuevas muestras de datos. Estas transformaciones no cambian la etiqueta o la naturaleza fundamental de la muestra, pero sí alteran su apariencia de maneras que son realistas y relevantes para el problema que se está abordando, La Data Augmentation se utiliza principalmente cuando el conjunto de datos de entrenamiento es limitado, lo que es bastante común en situaciones del mundo real. Al aumentar artificialmente el tamaño del conjunto de datos, se puede mejorar la capacidad del modelo para generalizar a datos nuevos y no vistos. Además, al exponer el modelo a una variedad de transformaciones de los datos, se hace más robusto frente a las variaciones en los datos de prueba, las transformaciones pueden implicar cambiar palabras por sinónimos, reorganizar oraciones, variar rangos de hora, entre otros.

## Aplicaciones Exitosas de Redes Neuronales en predicción de Transporte Público

Las Redes Neuronales Artificiales han demostrado ser una herramienta eficaz en la predicción y optimización del transporte público en diversas ciudades. Varios estudios han destacado su impacto significativo en la asignación de recursos, pronóstico de demanda y eficiencia operativa en el sector del transporte. Según Smith y Johnson (2019), la implementación de ANN en la predicción de la demanda de transporte público en Nueva York permitió optimizar la programación de rutas y horarios, reduciendo los tiempos de espera y aumentando la satisfacción de los usuarios. Además, en el estudio de García et al. (2020) en Barcelona, se utilizaron redes neuronales para pronosticar la congestión del tráfico en diferentes áreas de la ciudad, facilitando la reasignación de autobuses y recursos en tiempo real para minimizar la interrupción del servicio.

La capacidad de las ANN para procesar grandes conjuntos de datos y capturar patrones complejos ha sido fundamental en la predicción de la demanda de pasajeros, como mencionan Johnson y Wong (2018) en su investigación sobre el transporte público en Singapur. Esta precisión en la predicción ha mejorado la eficiencia en la asignación de flotas de autobuses durante las horas pico, reduciendo así los tiempos de espera y la sobrecarga de vehículos, la aplicación de redes neuronales en el transporte público ha demostrado ser una estrategia prometedora para mejorar la operatividad, la experiencia del usuario y la eficiencia del servicio, contribuyendo significativamente a la optimización de recursos y la planificación estratégica del transporte (Brown, 2021).

## Variables Seleccionadas y su Influencia en la Predicción del Transporte Público

**Ruta**: Esta variable representa el trayecto o itinerario específico que siguen los vehículos de transporte público. La selección de la ruta puede influir directamente en la demanda de pasajeros, ya que rutas más cortas o aquellas que conectan áreas densamente pobladas pueden tener una mayor afluencia de usuarios.

**Hora**: El factor temporal es fundamental en el transporte público. Las horas del día influyen significativamente en la demanda; por ejemplo, las horas pico pueden experimentar un mayor flujo de pasajeros debido a los desplazamientos laborales.

**Día**: Los patrones de demanda varían según el día de la semana. Los fines de semana o días festivos pueden tener un comportamiento diferente en comparación con los días laborales, lo que impacta en la ocupación de los vehículos.

**Condición de la Ruta**: La condición de la ruta puede influir en la eficiencia del servicio. Rutas en óptimas condiciones pueden tener tiempos de viaje más cortos y mayor fluidez, lo que atrae a más pasajeros.

**Vehículos Disponibles por ruta:** El número de vehículos disponibles por ruta es crucial. Una oferta insuficiente puede generar tiempos de espera prolongados y afectar la satisfacción del usuario.

**Distancia Ruta en Km:** La distancia de la ruta impacta en la duración del viaje. Rutas más largas pueden requerir más tiempo de viaje y pueden experimentar diferentes patrones de demanda en diferentes tramos del recorrido.

**Tiempo de Ruta:** El tiempo estimado de la ruta de inicio a fin es esencial. Un tiempo estimado preciso ayuda a planificar horarios y frecuencias de servicios, influyendo en la puntualidad y satisfacción del usuario.

**Promedio Pasajeros Dia**: El promedio de pasajeros diarios es un indicador clave de la demanda. Un alto promedio de pasajeros puede señalar la necesidad de más vehículos en esa ruta o en momentos específicos del día.

**Influencia en la Demanda y Eficiencia del Sistema de Transporte**

Estas variables ejercen una influencia significativa en la predicción y eficiencia del sistema de transporte público. El análisis conjunto de estas variables proporciona una comprensión detallada de los patrones de demanda, permitiendo una mejor planificación y asignación de recursos. Por ejemplo: La combinación de la hora y la ruta puede ayudar a identificar las horas pico en rutas específicas, optimizando la frecuencia de los vehículos.

La disponibilidad de vehículos por ruta y el promedio de pasajeros diarios son factores críticos para evitar la sobrecarga o la subutilización de recursos, optimizando la eficiencia del sistema. Las condiciones de la ruta y la distancia influyen en los tiempos de viaje y, por ende, en la satisfacción del usuario. Identificar rutas más eficientes puede mejorar la experiencia del pasajero y atraer más usuarios al sistema de transporte público.

Estas variables, al ser analizadas en conjunto, ofrecen una visión holística que permite comprender y predecir la demanda, optimizando así la operación y la calidad del servicio en el sistema de transporte público.

## Metodologías de Entrenamiento y Validación de Redes Neuronales

**Validación Cruzada:** Se empleó la técnica de Validación Cruzada, específicamente Stratified K-Fold, donde el conjunto de datos se divide en k subconjuntos. Esto permite evaluar el modelo en k iteraciones distintas, asegurando que cada subconjunto sea utilizado tanto para entrenamiento como para validación, evitando así el sobreajuste y obteniendo una evaluación más robusta del modelo.

**División de Conjuntos de Datos**: Se dividió el conjunto de datos en datos de entrenamiento y datos de prueba. Los datos de entrenamiento se utilizaron para ajustar los pesos y los datos de prueba para evaluar el rendimiento del modelo entrenado. Esta división asegura que el modelo no sea evaluado con datos que ha visto durante el entrenamiento, lo que proporciona una evaluación imparcial de su desempeño.

**Optimización de Hiperparámetros:** Se emplearon técnicas de optimización de hiperparámetros para encontrar la combinación óptima de parámetros del modelo. Se realizaron experimentos variando los hiperparámetros como la tasa de aprendizaje, el número de neuronas en las capas ocultas, la función de activación y el optimizador, con el objetivo de mejorar el rendimiento del modelo.

## **Justificación de la Selección de Herramientas y Lenguajes de Programación**

**Python como Lenguaje de Programación:** Python es conocido por su versatilidad y facilidad de uso, lo que lo hace ideal para proyectos de análisis de datos y aprendizaje automático, cuenta con una amplia comunidad de desarrolladores y científicos de datos que han contribuido a un vasto ecosistema de librerías y herramientas específicas para Machine Learning y Deep Learning. Ofrece una gran cantidad de librerías específicas para la manipulación de datos, visualización, y desarrollo de modelos de Machine Learning, lo que facilita enormemente el desarrollo de la red neuronal.

**Librerías Utilizadas:** La elección de estas herramientas y librerías se basó en su robustez, versatilidad y capacidad para abordar los desafíos específicos relacionados con el análisis de datos y la creación de modelos de redes neuronales para el problema del transporte público en Manizales.

**Pandas**: Ideal para la manipulación y análisis de datos, permitiendo cargar, limpiar y transformar conjuntos de datos de manera eficiente.

**Matplotlib y Seaborn**: Ofrecen capacidades gráficas para visualizar datos y resultados de manera efectiva.

**Keras (parte de TensorFlow**): Proporciona una interfaz sencilla y potente para la creación y entrenamiento de redes neuronales, facilitando la experimentación con diferentes arquitecturas.

**Scikit-Learn**: Ofrece herramientas para la preparación de datos, evaluación de modelos y selección de hiperparámetros.

**Plotly Express**: Ayuda a crear visualizaciones interactivas que pueden ser útiles para presentar resultados y tendencias de manera más dinámica.

**TensorFlow:** Una de las librerías líderes en Deep Learning que ofrece herramientas para construir y entrenar redes neuronales de manera eficiente.

## **Definición de Conceptos Clave**

**OVERFITTING**

Las principales causas al obtener malos resultados en Machine Learning son el

overfitting o el underfitting de los datos. Cuando entrenamos nuestro modelo intentamos “hacer encajar” -fit en inglés- los datos de entrada entre ellos y con la salida. Tal vez se pueda traducir overfitting como “sobreajuste” y underfitting como “subajuste” y hacen referencia al fallo de un modelo al generalizar -encajar- el conocimiento que se pretende que adquieran. Para entrenar una red neuronal con pocos datos de entrenamiento, se analizan diferentes modelos existentes que ya han sido entrenados en una tarea similar, de manera que en primera instancia se tendrá una red neuronal que ya tiene claro lo que se supone que debe hacer y se deberá adaptar de manera que cumpla con las necesidades principales del problema planteado” aprendemachinelearning. (2017).

**Función de activación**:

En el contexto de redes neuronales, una función de activación es una función matemática que determina la salida de una neurona. Introduce no linealidad en la red, lo que permite que la red aprenda patrones complejos en los datos; Las funciones de activación son funciones matemáticas que se utilizan en las redes neuronales artificiales para introducir no linealidad en el modelo. Sin estas funciones, la red se comportaría como una única capa lineal, sin importar el número de capas, lo que limitaría su capacidad para aprender patrones complejos en los datos. Medium (2017).

**Backpropagation**

Algoritmo de optimización que calcula el gradiente de una función de costo con respecto a los pesos de una red neuronal. Utiliza este gradiente para actualizar iterativamente los pesos de la red, de modo que la función de costo se minimice y la red pueda hacer predicciones más precisas." Stanford University (2023).

**Tasa de aprendizaje (ETA)**

La tasa de aprendizaje es un hiperparámetro crítico en el entrenamiento de redes neuronales. Es un factor de escala que determina el tamaño de los pasos que se toman durante la optimización. Una tasa de aprendizaje adecuada es esencial para garantizar que el modelo converja de manera eficiente y produzca resultados precisos. Machine Learning Mastery (2020)

**Hiperparámetros**

Los hiperparámetros son configuraciones que se establecen antes de entrenar un modelo de aprendizaje automático y no se modifican durante el entrenamiento. Son esenciales para definir la arquitectura y el comportamiento del modelo, y su ajuste cuidadoso puede mejorar significativamente el rendimiento del modelo. Towards Data Science (2020).

**Aprendizaje Profundo**

El aprendizaje profundo es una técnica de aprendizaje automático que utiliza redes neuronales con múltiples capas para aprender representaciones jerárquicas de datos. Estas representaciones permiten que el modelo capture patrones complejos y realice tareas sofisticadas, como reconocimiento de voz, traducción automática y reconocimiento de imágenes." MIT Technology (2013).

**Interpolación**

La interpolación es el proceso de estimar valores desconocidos dentro de un rango de valores conocidos. En matemáticas y estadísticas, se utiliza para aproximar funciones y datos incompletos. La interpolación se basa en la idea de que los valores entre puntos conocidos pueden estimarse utilizando métodos matemáticos, como polinomios o splines. Meijering, E (2002).

**Rotación temporal**

La rotación temporal se refiere al ajuste de las características temporales, como el tiempo o las secuencias temporales, en un conjunto de datos. En el contexto de la manipulación de datos temporales, la rotación temporal implica cambiar o ajustar las marcas de tiempo para crear variaciones en los datos temporales.

**Codificación Categórica**

La codificación categórica es el proceso de convertir variables categóricas en una forma que los algoritmos de aprendizaje automático puedan entender. Es crucial para trabajar con datos categóricos en algoritmos de aprendizaje automático, ya que muchos algoritmos requieren variables numéricas como entrada. a." Towards Data Science (2019).

**Validación cruzada “k-fold”**

técnica comúnmente utilizada en aprendizaje automático para evaluar el rendimiento de un modelo. Se divide el conjunto de datos en k subconjuntos o "folds" del mismo tamaño. Luego, se entrena y evalúa el modelo k veces, cada vez utilizando un fold diferente como conjunto de prueba y los k-1 folds restantes como conjunto de entrenamiento. Al finalizar las k iteraciones, se calcula el promedio de los resultados para obtener una medida más robusta del rendimiento del modelo, La validación cruzada "k-fold" es especialmente útil cuando el tamaño del conjunto de datos es limitado, ya que permite aprovechar al máximo los datos disponibles para el entrenamiento y la evaluación del modelo. Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009)

****Datos Sintéticos y Aumentación de Datos:****

**En ausencia de datos suficientes, se pueden crear datos sintéticos utilizando técnicas de**

**generación de datos. Sin embargo, estos datos deben basarse en patrones y características realistas de la red de transporte de la ciudad para ser efectivos con el fin de Aumentar datos existentes mediante técnicas como rotación; se deben tener en cuenta variables relevantes mencionadas anteriormente como:**

* **El Número de Vehículos en Ruta: Esta variable es esencial para entender la capacidad operativa del sistema en diferentes momentos del día.**
* **Hora del Día: La hora exacta puede afectar significativamente los patrones de tráfico y la demanda de transporte público.**
* **Condiciones de Tráfico: Datos sobre el flujo de tráfico y posibles obstrucciones en las rutas de transporte público son vitales**
* **Demanda de Pasajeros: Datos históricos o estimados sobre cuántos pasajeros utilizan el transporte público en ciertas horas pueden ser útiles.**
* **Factores Climáticos: los datos climáticos pueden ayudar a predecir cambios en la demanda durante condiciones climáticas adversas.**

**Al considerar estos puntos, se puede crear un conjunto de datos sólido para entrenar la**

**red neuronal y desarrollar un modelo que pueda hacer predicciones precisas y útiles que nos puedan ayudar a visualizar el estado del sistema de transporte público en Manizales.**

****Datos Tabulares:****

**Los datos tabulares son un tipo de datos estructurados organizados en forma de tabla, donde la información se presenta en filas y columnas. Cada fila de la tabla representa una entrada individual o un registro, mientras que las columnas contienen atributos o características específicas de esas entradas. Los datos tabulares son comunes en bases de datos, hojas de cálculo y archivos CSV, y se utilizan en una variedad de aplicaciones, desde el análisis de negocios hasta el aprendizaje automático.**

**Los datos tabulares son fundamentales para muchas aplicaciones de ciencia de datos y**

**aprendizaje automático, ya que las técnicas y los algoritmos suelen trabajar con datos**

**estructurados en forma de tablas. Estos datos son fácilmente comprensibles y se pueden analizar utilizando herramientas como pandas en Python, existen diferentes técnicas que nos permiten general datos tabulares una de las que más resalta es “SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique)”**

****Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE)****

**Es una técnica utilizada en el campo del aprendizaje automático para abordar el desequilibrio de clases en un conjunto de datos. En muchos problemas del mundo real, como la detección de fraudes, el diagnóstico médico o la predicción de ciertos eventos, las clases pueden estar desequilibradas, lo que significa que hay muchas más instancias de una clase (la clase mayoritaria) que de otra (la clase minoritaria). En el contexto del proyecto que se está trabajando de transporte público, este desequilibrio podría referirse, por ejemplo, a casos de situaciones inusuales o incidentes en comparación con las operaciones de rutina. Para entrenar una red neuronal eficazmente, se necesita un conjunto de datos bien equilibrado para ambas clases, ya que las redes neuronales a menudo tienen dificultades para aprender patrones en clases minoritarias si estas están insuficientemente representadas.**

****Etiquetado de Datos Sintéticos****

**Es necesario para que la red tenga un entrenamiento satisfactorio el correcto etiquetado de los datos sintéticos que se piensan generar, se tienen que definir reglas y patrones que reflejen las relaciones entre las características. estas reglas se pueden utilizar para generar etiquetas para los datos sintéticos teniendo en cuenta que los datos tienen que pasar por un proceso de limpieza de ruido y eliminación de datos que no sean de utilidad para el entrenamiento de la red. Limpiar Datos Sintéticos puede realizarse de diferentes maneras una de las más utilizadas para la limpieza de datos sintéticos es la Validación Cruzada Sintética la cual se encarga de dividir los datos sintéticos en conjuntos de entrenamiento y prueba y valida el modelo con estos datos. Esto ayuda a identificar problemas en los datos sintéticos, complementándolo con un Análisis de Outliers que Examina los valores atípicos en los datos sintéticos y trata de entender si son resultados válidos o errores en la generación de datos.**

# Conclusiones y recomendaciones

## Conclusiones

* **Se logró recopilar datos relevantes sobre el sistema de transporte público en Manizales, incluyendo información detallada sobre las rutas, el número de vehículos disponibles, las condiciones operativas y la demanda de pasajeros. Esta recopilación de datos se llevó a cabo mediante consultas a fuentes oficiales y entrevistas con miembros de las empresas de transporte público, proporcionando una visión integral de las variables involucradas.**
* Se identificaron y seleccionaron las variables más relevantes, como la ruta, la hora del día, la disponibilidad de vehículos, el promedio diario de pasajeros, las distancia y el tiempo de las rutas de inicio a fin y las condiciones de las rutas, para la predicción de la demanda de transporte público. Estas variables fueron clave en la definición del modelo de red neuronal.
* **Se diseñó y desarrolló una arquitectura de red neuronal utilizando herramientas de inteligencia artificial. La estructura de la red neuronal se definió considerando las variables seleccionadas y se entrenó con los datos recopilados para predecir la demanda de transporte público.**
* Se validó la red neuronal en un entorno de prueba utilizando técnicas como la validación cruzada para evaluar su funcionalidad y eficacia en la predicción de la demanda. Se comprobó que la red neuronal era capaz de generalizar y hacer predicciones sobre la demanda de transporte público en Manizales.
* Tras analizar los resultados obtenidos de la red neuronal, se observó que el modelo pudo realizar predicciones consistentes sobre la demanda de transporte público. Como resultado, se sugieren recomendaciones para mejorar la gestión operativa del sistema, tales como ajustes en la disponibilidad de vehículos en rutas específicas y optimización de horarios en función de la demanda fluctuante.

## Recomendaciones

**Integración de Datos en Tiempo Real**

Para futuras investigaciones, se recomienda la implementación de un sistema de recopilación y análisis de datos en tiempo real. La integración de datos en tiempo real permitirá el monitoreo continuo de variables relevantes, como la demanda actual de pasajeros, la disponibilidad de vehículos y las condiciones de tráfico. Esto podría lograrse mediante la implementación de sensores en los vehículos de transporte público o mediante la recopilación de datos de sistemas de GPS y aplicaciones móviles de transporte. Este enfoque permitiría una mayor precisión en las predicciones al considerar eventos y cambios instantáneos en las variables, lo que mejoraría la eficiencia operativa del sistema de transporte.

**Desarrollo de Modelos Predictivos Avanzados**

Se sugiere el desarrollo de modelos predictivos más avanzados que incorporen técnicas de aprendizaje automático más complejas, como redes neuronales recurrentes (RNN) o modelos de series temporales. Estos modelos pueden capturar patrones temporales y secuenciales en los datos, lo que permitiría una mejor comprensión de las fluctuaciones y tendencias a lo largo del tiempo en la demanda de transporte público. Además, la inclusión de técnicas de procesamiento de lenguaje natural (NLP) para analizar comentarios de usuarios en redes sociales o reseñas de aplicaciones podría enriquecer la comprensión de la experiencia del usuario y mejorar las predicciones.

**Implementación de Estrategias de Optimización en Tiempo Real**

Con la disponibilidad de datos en tiempo real y modelos predictivos avanzados, se podría explorar la implementación de estrategias de optimización en tiempo real para el sistema de transporte público. Estas estrategias podrían incluir la reasignación dinámica de vehículos en función de la demanda actual, ajustes de horarios y rutas en respuesta a cambios repentinos en el tráfico o condiciones climáticas, y la identificación proactiva de áreas con alta demanda para mejorar la calidad del servicio.

# Bibliografía

**Libros**:

-Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. Springer Science & Business Media.

-Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep Learning. MIT Press.

**Artículos de Revista:**

-Singh, V. K., & Kumar, K. (2014). Prediction of bus arrival time using artificial neural networks.

- Brown, A. (2021). Predictive modeling in public transportation systems. Journal of Urban Transport, 45(2), 210-225.

-García, M., et al. (2020). Neural Networks for Traffic Congestion Forecasting in Urban Public Transportation. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 110, 158-172.

-Wong, A. Y., Zhong, J. H., & Wong, S. C. (2016). Predictive models for bus arrival time using artificial neural network and support vector regression.

-Singh, V. K., & Kumar, K. (2015). Optimization of bus routes using a neural network approach.

- Smith, T., & Johnson, L. (2019). Enhancing Public Transport Efficiency using Neural Networks: A Case Study of New York City. Journal of Transport Economics, 30(4), 521-538.

-Zhang, M., Chen, J., & Yu, H. (2017). A bus Passenger demand forecasting model using artificial neural networks and support vector regression.

-Smith, J. A., Johnson, B. R., & Lee, C. (2019). Deep learning architectures for image recognition. Journal of Artificial Intelligence, 25(3), 150-165

**Documentos Técnicos:**

-Leal Garcia, L. (2014). Implementación Sistema Estratégico de Transporte Manizales, Caldas, Occidente.

-García Campino, R. (2008). Análisis de nuevas rutas en el sistema de transporte público colectivo urbano de la ciudad de Manizales.

**Sitios Web:**

-TensorFlow. (2021). Getting Started with TensorFlow. Recuperado de https://www.tensorflow.org/guide/get\_started

- Computer Hoy. (s.f.). Cómo saben Google Maps y Waze si hay un atasco en la carretera. Recuperado de https://computerhoy.com/apps/como-saben-google-maps-waze-hay-atasco-carretera-1291882

-The Theory of Everything. (s.f.). Understanding Activation Functions in Neural Networks. Recuperado de https://medium.com/the-theory-of-everything/understanding-activation-functions-in-neural-networks-9491262884e0

-Stanford University. (s.f.). CS231n Convolutional Neural Networks for Visual Recognition. Recuperado de http://cs231n.stanford.edu/

-Weisstein, E. W. (s.f.). Interpolation. Recuperado de https://mathworld.wolfram.com/Interpolation.html

-Technology Review. (s.f.). Deep Learning. Recuperado de https://www.technologyreview.com/technology/deep-learning/

-Towards Data Science. (s.f.). Parameters and Hyperparameters. Recuperado de https://towardsdatascience.com/parameters-and-hyperparameters-aa609601a9ac

-Brownlee, J. (s.f.). Understand the Dynamics of Learning Rate on Deep Learning Neural Networks. Recuperado de https://machinelearningmastery.com/understand-the-dynamics-of-learning-rate-on-deep-learning-neural-networks/

-Towards Data Science. (s.f.). Categorical Encoding using Label Encoding and One-Hot Encoder. Recuperado de https://towardsdatascience.com/categorical-encoding-using-label-encoding-and-one-hot-encoder-911ef77fb5bd

**Conferencias**:

-Brown, M., Williams, S., & Garcia, R. (2020). Advances in convolutional neural networks. En Proceedings of the International Conference on Neural Information Processing (pp. 50-65). San Francisco, EE. UU.: Springer.

**-Tesis Doctoral:**

Garcia, R. (2018). Deep Learning for Natural Language Processing (Tesis doctoral). Universidad Nacional Autónoma de México, México.

****Bibliotecas y Recursos Utilizados:****

**-Pandas: McKinney, W. (2010). Data Structures for Statistical Computing in Python. Proceedings of the 9th Python in Science Conference.**

**Sitio web: Pandas**

**-Matplotlib: Hunter, J.D. (2007). Matplotlib: A 2D Graphics Environment. Computing in Science & Engineering.**

**Sitio web: Matplotlib**

**-NumPy: Oliphant, T.E. (2006). A guide to NumPy. Trelgol Publishing.**

**Sitio web: NumPy**

**-TensorFlow: Abadi, M. et al. (2015). TensorFlow: Large-Scale Machine Learning on Heterogeneous Systems. Software available from tensorflow.org.**

**Sitio web: TensorFlow**

**-Keras: Chollet, F. et al. (2015). Keras. GitHub repository.**

**Repositorio: Keras on GitHub**

**-Scikit-learn: Pedregosa, F. et al. (2011). Scikit-learn: Machine Learning in Python. Journal of Machine Learning Research.**

**Sitio web: Scikit-learn**

**-Seaborn: Michael Waskom. (2021). Seaborn: Statistical Data Visualization. Journal of Open Source Software.**

**Sitio web: Seaborn**

**-Plotly Express: Plotly Technologies Inc. (2015). Plotly Express Documentation.**

**Sitio web: Plotly Express**