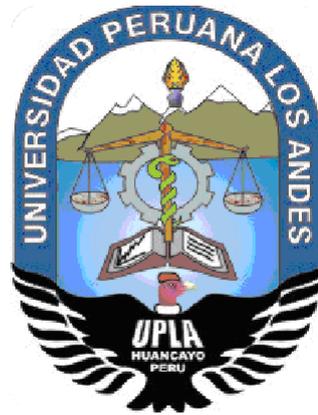


UNIVERSIDAD PERUANA LOS ANDES

FACULTAD DE INGENIERÍA

ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA CIVIL



TESIS

**REDES NEURONALES PARA ESTIMACIÓN DE LA
CONDICIÓN FUNCIONAL DEL PAVIMENTO FLEXIBLE, JIRÓN
TÚPAC AMARU, SAN AGUSTÍN DE CAJAS, 2021**

Presentado por:

Bach. MAITA BORJA, Dennis Memo

Línea de Investigación Institucional:

Transporte y Urbanismo

Línea de la escuela profesional:

Estructuras Transporte

**PARA OPTAR EL TÍTULO PROFESIONAL DE
INGENIERO CIVIL**

HUANCAYO – PERÚ

2022

ASESOR METODOLÓGICO:

Dr. CANO CAMAYO, Tiber Joel

ASESOR TEMÁTICO:

Mg. CÁRDENAS CAPCHA, Jesús Idén

AGRADECIMIENTO

Es grato para mi persona, agradecer:

A mis asesores, Dr. CANO CAMAYO, Tiber Joel y Mg. CÁRDENAS CAPCHA, Jesús Idén, los profesionales adecuados que confiaron en mí, con la orientación y enseñanza más precisa para llevar a cabo este trabajo de investigación.

A mis maestros de la E.A.P. de Ingeniería Civil, educadores clave en mi formación técnica y profesional.

A mis compañeros de E.A.P. de Ingeniería Civil y amigos en incontables proyectos, los cuales me dejaron recuerdos e impresiones inolvidables.

Agradezco a mis colegas, amistades y compañeros de trabajo que creen en mi profesionalismo, mi humanidad y me consideraron un modelo a seguir.

Dennis M. Maita Borja

DEDICATORIA

Dedico con todo mi corazón este trabajo de investigación:

A Dios, por darme la vida para llevarme a este punto tan importante de mi formación profesional.

A mi Madre, pues sin su apoyo no lo habría logrado, porque es el pilar más importante y siempre me demuestra que me ama y apoya incondicionalmente.

A mi Padre, a pesar de nuestra distancia física, siento que estás conmigo siempre y aunque nos faltaron muchas cosas por vivir juntos, sé que este momento hubiera sido tan especial para ti como lo es para mí.

A mis hermanas, Banesa y Lizbet que con sus palabras me hacían sentir orgulloso de lo que soy y de lo que les puedo enseñar.

A mi hermano, Christopher por llenarme de alegría día tras día, por compartir horas de horas de películas, series y muchos juegos, por las peleas, gritos y herir mi cuerpo de puro amor. ¡Sin sonrisas no hay vida!

En resumen, agradezco a mi familia por ser la voluntad y la inspiración que Dios me ha dado hoy en cada proyecto, enseñanza y alegría que he tenido.

Dennis M. Maita Borja

HOJA DE CONFORMIDAD DE LOS JURADOS

ÍNDICE DE CONTENIDOS

AGRADECIMIENTO	3
DEDICATORIA	4
HOJA DE CONFORMIDAD DE LOS JURADOS	5
ÍNDICE DE CONTENIDOS	6
ÍNDICE DE TABLAS	9
ÍNDICE DE FIGURAS	10
ÍNDICE DE ECUACIONES	¡Error! Marcador no definido.
RESUMEN	11
ABSTRACT	12
INTRODUCCIÓN	13
CAPÍTULO I PROBLEMA DE LA INVESTIGACIÓN	15
1.1. DESCRIPCIÓN DE LA REALIDAD PROBLEMÁTICA	15
1.2. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA	17
1.2.1. General	17
1.2.2. Específicos	17
1.3. JUSTIFICACIÓN	18
1.3.1. Social	18
1.3.2. Teórica	18
1.3.3. Metodológica	19
1.4. DELIMITACIÓN DEL PROBLEMA	19
1.4.1. Espacial	19
1.4.2. Temporal	19
1.5. LIMITACIONES	20
1.5.1. Temporal	20
1.5.2. Conocimiento	20
1.6. OBJETIVOS	20
1.6.1. General	20
1.6.2. Específicos	20
CAPÍTULO II MARCO TEÓRICO	22
2.1. ANTECEDENTES	23
2.1.1. Internacionales	23

2.1.2.	Antecedentes Nacionales.....	25
2.2.	BASES TEÓRICAS O CIENTÍFICAS	27
2.2.1.	Teoría de la investigación	27
2.3.	MARCO LEGAL	29
2.4.	MARCO CONCEPTUAL	31
2.5.	HIPÓTESIS	33
2.5.1.	General	33
2.5.2.	Específicas.....	34
2.6.	VARIABLES.....	34
2.6.1.	Definición conceptual de la Variable	34
2.6.2.	Operacionalización de las variables.....	35
CAPÍTULO III	METODOLOGÍA.....	37
3.1.	MÉTODO DE INVESTIGACIÓN	37
3.2.	TIPO DE INVESTIGACIÓN	37
3.3.	NIVEL DE INVESTIGACIÓN.....	37
3.4.	DISEÑO DE LA INVESTIGACIÓN.....	38
3.5.	POBLACIÓN Y MUESTRA.....	38
3.5.1.	Población	38
3.5.2.	Muestra	39
3.6.	TÉCNICAS E INSTRUMENTOS DE RECOLECCIÓN DE DATOS.....	39
3.6.1.	Técnicas.....	39
3.6.2.	Instrumentos	41
3.7.	PROCESAMIENTO DE LA INFORMACIÓN.....	42
3.7.1.	Fases de planeamiento y organización (Pre campo):	42
3.7.2.	Fases de toma de datos (Trabajo de campo)	46
3.7.3.	Fases de Gabinete (Procesamiento de datos).....	56
3.8.	TÉCNICAS Y ANÁLISIS DE DATOS.....	63
CAPÍTULO IV	RESULTADOS.....	65
4.1.	ESPECÍFICOS	65
4.2.	GENERALES	79
CAPÍTULO V	DISCUSIÓN DE RESULTADOS	83
5.1.	ESPECÍFICAS.....	83
5.2.	GENERALES	85

CONCLUSIONES	86
RECOMENDACIONES	88
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	90
ANEXOS.....	95

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1.	Variables y dimensiones	36
Tabla 2.	Principales vías del Distrito de San Agustín de Cajas	38
Tabla 3.	Detalle y características de la vía	46
Tabla 4.	Clasificación del tipo de pavimento.....	51
Tabla 5.	Rangos de calificación PCI.....	59
Tabla 6.	Niveles de intervención en carreteras.....	60
Tabla 7.	Secciones por tipo de pavimento.....	66
Tabla 8.	Número mínimo de unidades muestrales	66
Tabla 9.	Índice de condición de pavimento por unidad muestral	68
Tabla 10.	Error relativo caso índice numérico PCI	73
Tabla 11.	Error de clasificación y exactitud	75
Tabla 12.	Estadística descriptiva	76
Tabla 13.	Matriz de consistencia	96
Tabla 14.	Matriz de operacionalización de variables	98

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Tramo de investigación	22
Figura 2. Manuales técnicos de evaluación de pavimentos asfálticos	42
Figura 3. Tramo de investigación	43
Figura 4. Equipo técnico de trabajo.....	44
Figura 5. Formato de evaluación PCI.....	45
Figura 6. Sección vial Jr. Túpac Amaru.....	49
Figura 7. Registro de unidad muestral en plano vial	50
Figura 8. Tamaño de muestra	51
Figura 9. Estado físico actual del sistema vial.....	52
Figura 10. Registro de unidad muestral de campo.....	53
Figura 11. Verificación de ancho de vía existente	53
Figura 12. Identificación de fallas sección “A”	54
Figura 13. Identificación de fallas sección “A”	54
Figura 14. Identificación de fallas sección “C”	55
Figura 15. Identificación de fallas sección “C”	55
Figura 16. Interfaz software Evalpav	56
Figura 17. Número de deducciones permisibles	57
Figura 18. Índice de condición de pavimento	58
Figura 19. PCI compensado de la sección adicional.....	59
Figura 20. Selección de conjunto de datos y atributos	62
Figura 21. Algoritmo deep learning H2O	63
Figura 22. Deep learning (Red neuronal)	73
Figura 23. Support vector machine (SVM)	73
Figura 24. Matriz de confusión (Red neuronal)	74
Figura 25. Gráfica de predicción	75
Figura 26. Resultado de predicciones	78
Figura 27. Modelo deep learning.....	80
Figura 28. Deep learning – simulator	81

RESUMEN

La investigación tuvo como finalidad el uso de redes neuronales para la estimación de la condición funcional del pavimento flexible, el cual planteó como problema general ¿Cómo las redes neuronales contribuyen en la estimación de la condición funcional del pavimento flexible?, y determinar la contribución de las redes neuronales en la estimación de la condición funcional del pavimento flexible nuestro objetivo principal; asimismo se vio como las redes neuronales contribuyen significativamente en la estimación de la condición funcional del pavimento flexible como hipótesis general.

Respecto a la metodología es el método científico, el tipo de investigación fue aplicada, el nivel es descriptivo – explicativo, y el diseño es no experimental ya que no se manipulan las variables.

La investigación se realizó en una muestra de 1,459.41 ml del Jr. Túpac Amaru, Distrito de San Agustín de Cajas; de una población de 9 ejes viales asfaltados de todo el sistema vial urbano.

Se encontraron como resultados que las redes neuronales son viables y convenientes para su utilización, ya que se encontró un 86.76% de certeza en la predicción de datos en el área de predicción de los índices PCI; del mismo modo el error conjunto que presenta es del 7.69% y un asertividad de predicción del 92.31%, los cuales están dentro de los parámetros aceptados y superan a la estadística descriptiva e inferencial.

Palabras Clave: Redes neuronales, algoritmos, datos, estimación, condición, pavimento flexible, jirón.

ABSTRACT

The purpose of the research was the use of neural networks for the estimation of the functional condition of flexible pavement, which posed as a general problem how neural networks contribute in the estimation of the functional condition of flexible pavement, and to determine the contribution of neural networks in the estimation of the functional condition of flexible pavement as our main objective; it was also seen how neural networks contribute significantly in the estimation of the functional condition of flexible pavement as a general hypothesis.

Regarding the methodology is the scientific method, the type of research was applied, the level is descriptive - explanatory, and the design is non-experimental since the variables are not manipulated.

The research was carried out in a sample of 1,459.41 ml of the Tupac Amaru Jr., District of San Agustín of Cajas; of a population of 9 asphalted road axes of the whole urban road system.

The results showed that neural networks are viable and convenient to use, since 86.76% of certainty was found in the prediction of data in the area of prediction of PCI indexes; likewise, the joint error presented is 7.69% and a prediction assertiveness of 92.31%, which are within the accepted parameters and exceed descriptive and inferential statistics.

Keywords: Neural networks, algorithms, data, estimation, condition, flexible pavement, shred.

INTRODUCCIÓN

La Ingeniería aborda la solución de los problemas y fenómenos del mundo real mediante el uso y aplicación del método científico, utilizando para ello las herramientas científicas que tengan a la mano como producto del desarrollo tecnológico. En general los problemas estudiados son multivariantes, es decir, existen muchas variables que intervienen y que de distinta manera, grado y forma intervienen en dar forma a esos fenómenos, ejemplo de ello es el fenómeno del deterioro de pavimentos.

Ambos aspectos forman parte de la temática del presente trabajo, por un lado estimar la condición del pavimento mediante la norma ASTM-D6433 del Jirón Túpac Amaru localizada en el Distrito de San Agustín de Cajas y por el otro, el uso de herramientas y métodos emergentes de la inteligencia artificial como lo son los algoritmos de aprendizaje automatizado supervisado: Deep Learning y Maquinas de soporte vectorial. El objetivo principal es el de explorar las capacidades y potencialidades de tales herramientas en el análisis de la estimación del PCI en pavimentos.

El trabajo estuvo estructurado así:

El **Capítulo I**: El problema de la investigación; trata acerca de la incertidumbre a ser investigada, la cual inicio desde la descripción de la realidad a ser estudiada, pasando por la delimitación y formulación del problema desde el punto de vista general y específico, se tocan los temas de justificación social, teórica y metodológica; las limitaciones y delimitaciones, para lo cual se incluyen la espacial y temporal. Por último, en este capítulo se indicaron los objetivos generales y específicos.

En el **Capítulo II**: Marco teórico; la cual sustenta la presente tesis, revisando estudios a nivel nacional e internacional referidos al problema de análisis, la estimación del Índice de condición del pavimento y el uso de las herramientas de aprendizaje automatizado en ese problema. En el marco conceptual se analiza

la norma ASTM D6433 “Metodología PCI”; se da una revisión del marco legal vigente y se definen los términos básicos a ser utilizados. La parte siguiente de este capítulo está referida al establecimiento del sistema de hipótesis, general y específica, al igual que su concepto, organización y estructuración de las variables a estudiar.

El **Capítulo III:** Metodología, trata acerca de la metódica específica utilizada, esto incluye el método, tipo y el diseño de investigación; de igual forma la definición de la población y muestra basada en el método empleado acerca de la norma internacional ASTM – D6433, por último, se indican las técnicas y el procesamiento de la investigación al igual de la técnicas y análisis de los datos.

En el **Capítulo IV:** Son exhibidos los resultados conseguidos mediante la utilización del software Evalpav para la estimación del Índice de Condición de Pavimento y RAPIDMINER que sirvió de soporte para el análisis de los algoritmos de inteligencia artificial utilizados.

Las 3 últimas secciones del trabajo abarcan la discusión de los resultados obtenidos de acuerdo a la metodología utilizada, las conclusiones obtenidas y por último las recomendaciones que se consideran pertinentes a raíz de los resultados, del mismo modo las limitaciones que se pudieron constatar al desarrollarse este estudio.

Al final del trabajo se indican los anexos necesarios que dan soporte a varios de los aspectos estudiados.

Dennis M. MAITA BORJA
Investigador

CAPÍTULO I

PROBLEMA DE LA INVESTIGACIÓN

1.1. Descripción de la realidad problemática

La Ingeniería Civil, es la rama de la ingeniería que aplica los conocimientos definidos a elaborar infraestructuras, especialmente obras hidráulicas y de transporte, así como edificios; generalmente estos de gran tamaño y para uso público; no solamente respecto a la construcción, sino también, al mantenimiento, control y operación de las obras construidas, y de igual manera al planearse la vida humana. De igual manera la Ingeniería civil es responsable de diseñar y mantener las vías y sus estructuras, de la cual se deriva la ingeniería de transportes, esta tiene como función planear, diseñar, operar y administrar las instalaciones de todo tipo transporte con la finalidad de prever un movimiento seguro, beneficioso, económico y que respecto al ambiente permita la armonía entre individuos y bienes.

En la ingeniería civil, el pavimento es una estructura conformada por diferentes capas de materiales que ayudan a sobrellevar las cargas generadas por los vehículos, así como otros tipos. Para evaluar el comportamiento del pavimento existen algunos métodos, uno de ellos es el "Procedimiento estándar para la inspección del índice de condición del pavimento en caminos y estacionamientos" (ASTM D6433-03) o mejor conocido como "Método PCI" (Pavement Condition Index); el cual a través

de supervisiones visuales establece la condición de una vía, obedeciendo al tipo, cantidad y severidad de las fallas presentes.

En los Distritos de la Provincia de Huancayo la problemática resulta bastante desesperante, esto no es solucionado por las autoridades competentes; las principales causas de deben a que no existe planificación y elaboración de proyectos; se pudo observar que no solamente son los semáforos dañados, o que en ciertas oportunidades no funcionen. El que no exista señalización y el caos vehicular representan las muchas preocupaciones de los conductores Huancaínos. Las pésimas condiciones de muchas de las pistas de los Distritos simbolizan un inconveniente que, a pesar de las continuas reparaciones, parece de nunca acabar. El problema es que los municipios no mantienen adecuadamente las vías, se requiere un mantenimiento continuo que garantice una óptima calidad del tránsito peatonal y vehicular. (Diario correo, 2016).

A nivel global diferentes investigaciones han revelado que los costos operativos en el transporte dependen entre otros factores del estado de las vías, en particular del pavimento; para lo cual se considera que a nivel de Latinoamérica cerca de un 85% de las superficies de rodadura (afirmadas o sin afirmar), están en malas condiciones de conservación, esto por el deterioro o destrucción continuo sufrido debido al clima y al tránsito vehicular, y, en consecuencia, resulta deficiente el nivel de servicio brindado a los usuarios. (Vialidad y transporte, 2016).

La razón de los altos costos de transporte es debido a las pésimas condiciones de las carreteras, para crear riqueza y seguridad social, es necesario invertir en infraestructura vial, teniendo buenas carreteras. (Aberasturi, 2017). Ello demanda la renovación en la aplicación de sistemas de gestión que den la posibilidad que la infraestructura vial sea administrada y gestionada como bien público (Zhou et al, 2021); asimismo surge la necesidad de aplicar nuevas tecnologías, como el uso de redes neuronales, las cuales son herramientas computacionales adecuadas para

diseñar modelos predictivos que nos ayudaran a estimar el lugar, el momento y que tipo de daño sufrirá el pavimento flexible, mediante técnicas de aprendizaje no supervisado (Gick, 2019).

De allí, se desprende que es necesario tener a la mano diversos modelos de predicción de la condición de pavimentos para que los diversos organismos encargados de ello puedan de manera eficiente y oportuna realizar las tareas de gestión de las carreteras y vías pavimentadas, sobre todo en términos de programación de actividades de mantenimiento y rehabilitación y en particular la consecución de los recursos presupuestarios y de trabajo.

1.2. Formulación del problema

1.2.1. General

¿Cómo las redes neuronales contribuyen en la estimación de la condición funcional del pavimento flexible, Jirón Túpac Amaru, San Agustín de Cajas, Huancayo, 2021?

1.2.2. Específicos

A: ¿Cómo el diseño del modelo predictivo contribuye en la estimación de la condición funcional del pavimento flexible?

B: ¿Cuál es el resultado de la estimación de la condición funcional del pavimento flexible a partir de datos históricos?

C: ¿Cuál es la diferencia entre los resultados obtenidos mediante la condicional funcional del pavimento flexible, en relación al uso de redes neuronales?

1.3. Justificación

1.3.1. Social

El diseñar un modelo para la estimación de la capacidad funcional en pavimentos flexibles fundamentado en redes neuronales; contribuyó con la población involucrada, al posibilitar un método de bajo costo y eficiente en la predictibilidad; la cual generó conectividad y continuidad entre sus vías principales, por ende sus contribuciones más importantes fueron: un disminución de costos de transporte, la rentabilidad de las actividades productivas y la reducción de costos de transacción aumentó, la cual enfrentaban fundamentalmente los productores para integrarse a los mercados, asimismo se notaron tiempos de movilización disminuidos, movimiento de personas y mercancías, las cuales dotan de condiciones de transitabilidad vehicular que permiten el traslado de carga y de personas; de tal manera que el modelo predictivo se siga usando como un nuevo método que permita elaborar estudios de pre inversión e inversión, así como la puesta en práctica para soluciones eficientes.

1.3.2. Teórica

A partir de un enfoque teórico y científico, el enfoque de técnicas de ciencias de los datos y en particular de machine learning no supervisado, abrieron la posibilidad de contar con nuevas herramientas para la comprensión del fenómeno de deterioro de las condiciones del pavimento de vías, específicamente a este estudio, la finalidad fue el uso de un modelo predictivo para estimación de índice de condición de pavimento, sin recurrir a fórmulas empíricas derivadas en otros contextos y situaciones, considerándose que los datos recopilados expresan mejor la situación local y que los algoritmos reflejan mejor el análisis y la predicción de daños en

pavimentos flexibles la cual mejora el transporte vial.

1.3.3. Metodológica

Desde el punto de vista metodológico, se están incorporando nuevas herramientas y metodologías para analizar, estudiar y procurar modelos predictivos que se separan de los métodos tradicionales y que poseen algunas limitaciones que no permiten la comprensión total del fenómeno en términos de predicción. Esta investigación persiguió aportar una experiencia novedosa en la aplicación de técnicas de aprendizaje no supervisado, que puedan replicarse en investigaciones del área a nivel académico y durante el ejercicio profesional.

Estos métodos de aprendizaje automatizado según la literatura (Witten et al, 2018) funcionan con mayor eficiencia y precisión cuando los datos son dispersos y tienen una alta variabilidad.

1.4. Delimitación del problema

1.4.1. Espacial

Este trabajo de corte investigativo fue llevado a cabo en el Jirón Túpac Amaru, Distrito de San Agustín de Cajas, Provincia de Huancayo, Región Junín; correspondiente a los tramos Pasaje Alfonso Ugarte y la Av. Mariscal Castilla.

1.4.2. Temporal

El tiempo empleado para ejecutar este trabajo fue de un periodo de cuatro meses, el cual incluye los trabajos de pre campo, campo y gabinete. Las cuales iniciaron los primeros días del mes de octubre

del año 2021 y finalizaron a fines del mes de enero del 2022.

1.5. Limitaciones

1.5.1. Temporal

Lo restringido del tiempo para la recopilación de datos en aprendizaje automatizado, lo que se considera adecuado ya que son grandes bases de datos históricas. En la presente investigación no se incorporaron por tal razón los datos históricos correspondientes a las unidades de muestra seleccionadas.

1.5.2. Conocimiento

Las nuevas tecnologías que se encontraron en el procesamiento de datos fueron una limitación, por el hecho que los datos tomados en campo se procesaron en un nuevo software que es diseñado para profesionales con conocimiento de programación intermedia.

1.6. Objetivos

1.6.1. General

Determinar la contribución de las redes neuronales en la estimación de la condición funcional del pavimento flexible, Jirón Túpac Amaru en San Agustín de Cajas, Huancayo, 2021.

1.6.2. Específicos

A: Analizar la contribución del diseño del modelo predictivo en la estimación de la condición funcional del pavimento flexible.

B: Evaluar el resultado de la estimación de la condición funcional

del pavimento flexible a partir de datos históricos.

C: Comparar los resultados obtenidos mediante la condición funcional del pavimento flexible, en relación al uso de redes neuronales.

CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO

El Jirón Túpac Amaru es una vía urbana tipo colectora ya que su flujo vehicular es constante y moderado, posee un carril en ambos sentidos, de gran importancia ya que es la vía de circulación vehicular que conecta a la ciudad de Huancayo, misma que forma parte de las 7 redes viales secundarias de toda la red vial Distrital. (Plan de desarrollo Cajas, 2021)

Figura 1.
Tramo de investigación



Nota: Modificado de Google Earth, Marzo 01, 2022

2.1. Antecedentes

2.1.1. Internacionales

Artículo científico, titulado “Efectos de la variabilidad de los datos iniciales en el índice de condición del pavimento y predicción de su deterioro del autor Andrade et al en el año 2021”, sostuvieron que:

Esta investigación tuvo como objetivo el estudio de la variabilidad de datos en la predicción de su deterioro del pavimento, aplicando el coeficiente de variación de Pearson. Concluyen que el factor que incide en la variabilidad del daño corresponde al número de daños específicos diagnosticados en el pavimento, estableciendo distinciones en los niveles de daño en función del impacto y el % del daño diagnosticado. (Andrade et al., 2021).

Artículo científico: “Evaluación de daños en pavimento flexible usando fotogrametría terrestre y redes neuronales, de la investigación de Tello et al., 2021”, sostuvieron que:

Se pretendió la evaluación de los daños en pavimento flexible utilizando fotogrametría terrestre y redes neuronales para así evaluar la condición del pavimento flexible en Colombia, arrojó un 96% de eficiencia en clasificación, 93,33% en sensibilidad y 0.936 de kappa. Concluye que el uso de aprendizaje automatizado mediante redes neuronales es eficiente en la estimación de la condición del pavimento, aunado a sus potencialidades en la reducción de costos en los procesos de estimación de la condición del pavimento y la gestión de vías en general (Tello et al., 2021).

Artículo científico: “Técnicas de inteligencia artificial utilizadas en el procesamiento de imágenes y su aplicación en el análisis de pavimentos”, realizado en la universidad de

Antioquia, Colombia, del estudio de Reyes et al., 2019, sostuvieron que:

Buscaron evaluar las técnicas de inteligencia artificial empleadas al procesarse las imágenes y la forma de aplicarse al analizarse los pavimentos, realizado en la universidad de Antioquia Colombia, las cuales concluyeron que las técnicas de inteligencia artificial brindan resultados óptimos a bajos costos para el procesamiento de imágenes y su aplicación en el análisis de pavimentos. Recomiendan la aplicación métodos mixtos en el estudio de pavimentos mientras los especialistas que posibiliten la validación óptima de resultados. (Reyes et al., 2019).

Artículo científico: “Integración de la red neuronal convolucional con el algoritmo de función de frontera de objeto para reconocimiento de piezas y detección de defectos de la exploración de Basulto, 2018”, sostuvo que:

El objetivo de este estudio fue integrar la red neuronal convolucional con el algoritmo de función de frontera de objeto y así reconocer las piezas y detección de defectos. Concluyeron que un diseño fundamentado en la integración de la Función Frontera de Objetos y la Red Neuronal Convolucional eficiente en la identificación de fallas y defectos en los materiales, lo que redujo sustancialmente el tiempo de ensayo. (Basulto, 2018).

Artículo científico: “Técnicas de inteligencia artificial aplicadas a problemas de ingeniería civil de la indagación de Alemán, 2017”, presentó:

Su finalidad fue ejecutar una revisión literaria sobre las técnicas de Inteligencia Artificial para el diseño y modelado de estructuras de alta complejidad y realizó una síntesis de las técnicas disponibles

de aprendizaje profundo aplicables a la investigación, desarrollo y diseño en el área de la Ingeniería Civil. Concluye que para el año 2017 existían 12437 artículos en la web sobre inteligencia artificial e ingeniería civil. (Alemán, 2017).

2.1.2. Antecedentes Nacionales.

Artículo científico: “Importancia de las redes neuronales artificiales en la ingeniería civil: Una revisión sistemática de la literatura” de la investigación de Valderrama et al., 2021, encontraron que:

Fue realizada una revisión sistemática sobre la relevancia de las redes neuronales artificiales en la ingeniería civil. Concluye que la revisión sistemática de la literatura disponible en revistas científicas en materia de las aplicaciones de las redes neuronales, a las investigaciones de Ingeniería Civil, indicó que las redes neuronales son eficientes en el ejercicio de predictibilidad sobre el comportamiento de suelos, estructuras, pavimentos, hidráulica y diseño de puentes. (Valderrama et al., 2021).

Tesis de pregrado: “Optimización metaheurística en el diseño de pavimentos rígidos del análisis de Sedano y Sedano, 2020”, encontraron que:

El objetivo de la investigación fue optimizar desde la metaheurística el diseño de pavimentos rígidos. Concluyó que la aplicación de la técnica metaheurística Deep Learning, posibilita la optimización de resultados referidos a las condiciones del pavimento y diseñar la mejora en la calidad del mismo reduciendo en 16,67 % los costos por metro lineal. Aunado a ello establecen diferencias con el método utilizado por el Ministerio de Transporte y Comunicaciones del Perú. La investigación es pertinente a la presente investigación

ya que es una aplicación de las técnicas de redes neuronales al diseño de pavimentos, si bien, no está directamente asociado a pavimentos flexibles, es un intento de su aplicación al diseño de pavimentos y ayuda a comprender las líneas de investigación y aplicación de tales técnicas en el área de diseño de pavimentos. (Sedano y Sedano, 2020).

Tesis de pregrado: “Análisis de la resistencia del concreto mediante redes neuronales haciendo uso del agregado de la Cantera Santa Rosa Huancavelica de la investigación de Gonzales, 2018”, encontró que:

El objetivo del estudio fue analizar la resistencia del concreto por medio de redes neuronales utilizando el agregado de la cantera santa rosa Huancavelica. Puede evidenciarse que la combinación de la técnica de ensayos y el diseño de algoritmos demostraron la eficacia de la técnica de redes neuronales en la predicción de la resistencia del concreto, con un rango de error inferior a 1. Concluye que el modelado de redes neuronales fundamentado en Inteligencia Artificial es eficiente en la predicción de la resistencia de materiales. Esta investigación es otro ejemplo de las aplicaciones y usos de las redes neuronales en el campo de pavimentos y de los resultados conseguidos en el diseño de pavimentos, posee interés en tanto y cuanto permite vislumbrar los beneficios del uso de tales técnicas. (Gonzales, 2018).

Tesis de pregrado: “Análisis del comportamiento lineal de un sistema multicapa mediante RNA en la carretera panamericana norte, de la investigación de Vila, 2017”, encontró que:

La finalidad de este trabajo consistió en el análisis del comportamiento lineal de un sistema multicapa mediante RNA en la vía ya mencionada. Concluye que la estimación de los valores

de los módulos de elasticidad generados partiendo de los datos de deflexión del pavimento mediante pruebas no destructivas usando para ello el software MICHBACK y BACKVIDE, indicó que el modelo diseñado fue eficiente, confiable y robusto. Además, señaló que las RNA permite estimar de manera confiable a partir de datos medidos los valores de Módulo de Elasticidad en pavimentos flexibles por medio de pruebas no destructivas como el defléctometro de impacto y los valores de espesores, tipo de material, y condición estructural. (Vila, 2017).

Tesis de bachiller: “Evaluación superficial del pavimento en la Av. Sebastián Lorente, Cercado de Lima, Lima, mediante el método de índice de condición de pavimento (PCI), del estudio de Panduro, 2020”, expresó:

El objetivo de esta investigación fue evaluar de forma superficial del pavimento de una avenida en específico; utilizando el método de índice de condición de pavimento (PCI), para el año 2020. Fue utilizado el procedimiento estándar Pavement Condition Index, PCI que permite la estimación del grado de degradación o estado funcional del pavimento en este Jirón mediante la exploración superficial de las condiciones del pavimento. Aportando comparación entre el método tradicional con el propuesto. (Panduro, 2020).

2.2. Bases teóricas o científicas

2.2.1. Teoría de la investigación

Pavimento flexible

Un pavimento es una estructura que se encuentra constituida por algunas capas, el cual está asentado en una fundación adecuada

denominada sub rasante, cuyo propósito es suministrar una superficie de rodamiento que permita el tráfico seguro y cómodo de cualquier clase de vehículos, en cualquier clima (Guía UMSS, 2004); por otra parte los pavimentos flexibles son los constituidos por diferentes capas entre la principal es la carpeta asfáltica cuya primordial función es la de soportar esfuerzos tensionales. Asimismo, es una capa impermeable que no permite que el agua pase.

Cabe resaltar que se considera el deterioro de un pavimento o específicamente la capa de rodamiento, principalmente, como un proceso continuo, resultado de la interacción (AASHTO, 2020) de las cargas de tránsito, el medio ambiente y el pavimento mismo. Se conoce como rendimiento de un pavimento la capacidad que posee una carretera para satisfacer las demandas del clima y de las cargas asociadas al flujo continuo de vehículos. En consecuencia, al no medir el rendimiento de un pavimento ni se construya modelos matemáticos de ellos, las consecuencias de que no tienen mantenimiento no serían tomadas en cuenta; por ende, el periodo de diseño no se cumpliría lo cual generaría problemas de funcionalidad en el tránsito vehicular y peatonal. (Gao et al., 2021).

Redes neuronales

Estas representan modelos matemáticos parecidos al comportamiento biológico de las neuronas y la sinapsis de estas en el cerebro humano. Estas redes neuronales se encuentran constituidas por la capa de entrada (input), capa salida (output), capas ocultas y las funciones de activación. (Morera, 2018)

Las capas ocultas de acuerdo con Matich (2001) vienen a ser internas a la red sin contacto directo con el entorno exterior. La

cantidad de niveles ocultos puede variar de 0 a un número muy grande. Las neuronas de capa oculta se pueden vincular de varias maneras, y su número determina las diferentes topologías de la red neuronal.

En las redes neuronales se construye una compleja estructura matemática denominada red neuronal contentiva de gran cantidad de datos. Las redes neuronales brindan métodos innovadores de análisis y de identificación de patrones para la estimación de la condición del pavimento, de acuerdo a métricas particulares, que contribuyen a decidir acerca del mantenimiento, rehabilitación y la gestión general de pavimentos. (Gao, 2021)

2.3. Marco Legal

Reglamento Nacional de Gestión de Infraestructura Vial, aprobado por D.S. N.º 034-2008-MTC

Este reglamento es importante para el estudio por cuanto refiere la normativa en materia de planificación del mantenimiento y rehabilitación de las vías, todo ello fundamentado en los resultados de las estimaciones referidas al estado del pavimento. (Ministerio de Transportes y Comunicaciones, 2008)

Decreto Supremo que modifica el Reglamento Nacional de Gestión de Infraestructura Vial, aprobado por D.S. N.º 034-2008-MTC, Resolución Ministerial N.º 791-2016 MTC/0: Modificación de la Reglamento Nacional de Gestión de Infraestructura Vial

Este reglamento resulta significativo para el estudio por cuanto refiere la modificación de la normativa respecto a la conservación y recuperación de las vías, todo ello fundamentado en los resultados de las estimaciones referidas a la condición del pavimento. (Ministerio de Transportes y Comunicaciones, 2016)

Decreto Supremo 011-2009/MTC: Modificación del Art. 15 del Reglamento Nacional de Gestión de Infraestructura Vial: Modificó la definición de las actividades de mantenimiento Rutinario y Periódico

Este reglamento es importante para el estudio por cuanto refiere la modificación de la definición de las modalidades de mantenimiento de las vías, todo ello fundamentado en los resultados de las estimaciones referidas a la condición del pavimento. (Ministerio de Transportes y Comunicaciones, 2009)

Decreto Supremo 012-2011/MTC: Modificación del Art. 15 del Reglamento Nacional de Gestión de Infraestructura Vial: Ampliación de las definiciones de mantenimiento periódico de las vías incluyendo reconstrucción, estabilización, obras de drenaje, seguridad, plataformas y señalización

Este reglamento es importante para el estudio por cuanto refiere la ampliación de las definiciones referidas a las vías, todo ello fundamentado en los resultados de las estimaciones concernientes a la condición del pavimento. (Ministerio de Transportes y Comunicaciones, 2016)

ASTM International (American Society for Testing and Materials) D6433-03: Procedimientos Estándar para la Inspección del Índice de Condición del Pavimento en Caminos y Estacionamientos

La norma ASTM, es importante para nuestra investigación ya que abarca el establecimiento del estado del pavimento mediante inspección visuales utilizando el método del PCI, que cuantifica la condición del pavimento. (American Society for Testing and Materials, 2004)

2.4. Marco Conceptual

Algoritmo

Los algoritmos de redes neuronales son implementaciones de arquitecturas de redes neuronales populares y adaptables para el aprendizaje automático. El algoritmo comprueba todos los estados posibles del atributo de entrada frente a todos los estados posibles del atributo predicho y calcula la probabilidad de cada combinación en función de los datos de entrenamiento. Puede utilizar estas probabilidades en tareas de clasificación o regresión para predecir resultados en función de determinados atributos de entrada. Las redes neuronales también se pueden utilizar para el análisis de asociaciones. (Microsoft, 2022)

Condición funcional

Característica que define el comportamiento y rendimiento de un pavimento, evaluando el deterioro del mismo en función de indicadores o parámetros cuantitativos y cualitativos, dependiendo del enfoque utilizado. El PCI, define características de comodidad, seguridad vial ofrecidas a los usuarios y éste será el utilizado en el presente trabajo. (American Association of State Highway and Transportation Officials, 2020).

Datos

Información específica sobre eventos, elementos, etc. puede ser investigado, analizado o comprendido; en las redes neuronales a esto se le conoce como Big Data; dado que se trata de sistemas que aprenden a procesar información a partir de la nube de datos, sus aplicaciones son diversas. Se puede utilizar para analizar datos para reconocimiento de imágenes, predicción, falsificación y discriminación de información. Además, puede ser responsable del manejo de análisis financieros y predictivos.

Estimación

Es un valor numérico para que se le da al estado que presenta un pavimento flexible, generalmente se realiza mediante inspecciones visuales a través de la Metodología PCI (Index Pavement Condition). (Rodríguez, 2009)

Índice de condición de pavimento

Este es usado como herramienta de comunicación sencilla y simple como base para la selección de estrategias de conservación, rehabilitación y mantenimiento de pavimentos. Está asociado a una escala nominal de 0 a 100. Se calcula mediante datos detallados acerca de la condición funcional y estructural del pavimento asociados a una escala numérica. (American Association of State Highway and Transportation Officials, 2020)

Jirón

En Perú, se entiende de una vía pública urbana constituida por ciertas calles o tramos entre esquinas, también se indica que es una vía vehicular de servicio local, de una o dos sendas, con una longitud más grande a la de una calle. (Municipalidad de San Isidro, 2020)

Modelo predictivo

Los Modelos Predictivos son un grupo de técnicas que, mediante los campos del aprendizaje automatizado, la recolección de datos históricos y el reconocimiento de patrones, pretende dar una predicción de resultados futuros (Gick, 2019). El modelo predictivo a utilizar viene definido por la implementación del algoritmo de Deep Learning en el software RAPIDMINER, (Mierswa y Klinkenberg, 2018)

Pavimento flexible

Los pavimentos asfálticos, se clasifican en la categoría de flexibles por estar constituidos como sistemas multicapa sometidos a cargas dinámicas repetitivas, de tránsito. Su respuesta estructural y funcional está determinada por diferente variable dando origen al proceso de deterioro objeto de identificación en este estudio. Cada capa del pavimento posee una función específica. (American Association of State Highway and Transportation Officials, 2020)

Redes neuronales

Son herramientas computacionales apropiadas para resolver problemas de clasificación y regresión en análisis multivariante, son capaces de reconocer patrones y realizar la extracción de las características o atributos fundamentales partiendo de una serie de datos que posee información importante acerca de un sistema o fenómeno que se desea examinar. (Zhou et al., 2021).

El caso particular que será utilizado en la presente investigación es relativa al algoritmo H2O presentado por el software Rapidminer (Mierswa y Klinkenberg, 2018) y que es el modelo estándar para construir modelos apoyados en deep learning, la cual es una red neuronal multicapa de retroalimentación que se entrena con el gradiente estocástico descendiente.

2.5. Hipótesis

2.5.1. General

Las redes neuronales contribuyen significativamente en la estimación de la condición funcional del pavimento flexible, Jirón Túpac Amaru en San Agustín de Cajas, Huancayo, 2021.

2.5.2. Específicas

A: El diseño del modelo predictivo contribuye eficientemente en la estimación de la condición funcional del pavimento flexible.

B: El resultado de la estimación de la condición del pavimento flexible es óptimo a partir de datos históricos.

C: Los resultados obtenidos mediante el uso de redes neuronales son eficientes en relación a la condición funcional del pavimento.

2.6. Variables

2.6.1. Definición conceptual de la Variable

Variable independiente (VI): Redes neuronales

Las redes neuronales son herramientas computacionales apropiadas para diseñar modelos predictivos, fundamentados en datos históricos (Zhou et al., 2021).

Para la variable indicada se medirá el aprendizaje automatizado, datos, patrones, resultados futuros y algoritmos.

Variable dependiente (VD): Pavimento flexible

Los pavimentos vienen a ser estructuras diseñadas para brindar a los usuarios seguridad y bienestar al momento de conducir, lo que se traduce en que la vía debe conceder un nivel de servicio y condición según la demanda exigida. (Zevallos, 2018)

Para la variable indicada se medirá el índice de condición de pavimento (PCI).

2.6.2. Operacionalización de las variables

Operacionalización gráfica de variables

La presente investigación por ser de nivel descriptivo - explicativo, consistió en evaluar la contribución de las redes neuronales para estimación de la condición funcional del pavimento flexible; la variable independiente "VI" de la investigación fue redes neuronales con las sub variables modelos predictivos y datos históricos, la variable dependiente "VD" fue pavimento flexible, las cuales tuvieron la siguiente operacionalización.

Relación de variables: Dependencia

$$VI \rightarrow VD$$

Las variables tienen una relación de dependencia; por cuanto la estimación de la condición funcional del pavimento flexible depende de las redes neuronales; tomando como referencia los datos de la evaluación PCI, y realizar el modelamiento en base al algoritmo deep learning H2O.

Matriz de operacionalización de variables

Tabla 1.
Variables y dimensiones

Variable I X: Independiente	Dimensiones	Indicadores	Unidad de Medida	Instrumento	Técnica	Fuente
Redes neuronales: Herramientas computacionales adecuadas para diseñar modelos predictivos, mediante técnicas de aprendizaje no supervisado (Zhou et al, 2021).	Modelo predictivo	<ul style="list-style-type: none"> • Aprendizaje automatizado • Datos • Patrones • Resultados futuros 	<ul style="list-style-type: none"> • Benchmarks • Numérico • Patrón • Numérico 	Tabla de datos (Elaboración propia)	Tabulación, selección de datos, procesamiento de software.	Área de estudio
	Datos históricos	<ul style="list-style-type: none"> • Datos • Algoritmos 	<ul style="list-style-type: none"> • Numéricos • Benchmarks 			
Variable I X: Independiente	Dimensiones	Indicadores	Medida	Instrumento	Técnica	Fuente
Pavimento flexible: Los pavimentos son estructuras diseñadas para entregar al usuario seguridad y comodidad al conducir, esto significa que el camino debe tener la condición funcional acorde a la demanda solicitada. (Zevallos, 2018)	Condición funcional del pavimento flexible	<ul style="list-style-type: none"> • Índice de condición de pavimento (PCI) 	<ul style="list-style-type: none"> • Rango (0-100) 	Formato de evaluación PCI-02 (Andrade et al., 2021)	Observación y medición.	Área de estudio

CAPÍTULO III

METODOLOGÍA

3.1. Método de investigación

Fue un estudio deductivo derivado de la búsqueda de resultados en función del comportamiento del modelo diseñado y fundamentado en aprendizaje automatizado. (Hernández, R.; Fernández, C. y Baptista, P., 2014)

3.2. Tipo de investigación

Como aplicado fue el tipo de estudio; las interrogantes se formularán para el caso específico y se persigue obtener respuestas que brinden potenciales soluciones al problema (Hernández, R.; Fernández, C. y Baptista, P., 2014). Ello consiste en el diseño de un modelo basado en redes neuronales para la estimación de la condición del pavimento en un tramo del Jirón Túpac Amaru San Agustín de Cajas, Huancayo.

3.3. Nivel de investigación

Este trabajo se catalogó como Descriptivo - Explicativo; en el sentido de proveer evidencias a favor de un enfoque emergente que puede ser utilizado en la identificación de patrones de regularidad en el fenómeno de estimación del PCI. (Hernández et al., 2014), además que los métodos de inteligencia artificial, en general, y de redes neuronales, en particular, pueden ser adaptadas a los avances tecnológicos en relación al método y

los equipos de reconocimiento de fallas en pavimentos, incluyendo, imágenes de fallas de pavimentos tomadas por cámaras e identificadas y catalogadas.

Cuantitativo por cuanto el fenómeno fue explorado y descrito mediante el diseño de un método de procesamiento de datos asentado en inteligencia artificial. (Hernández et al., 2014).

3.4. Diseño de la investigación

Diseño no experimental pues las variables no fueron manipuladas (Hernández et al., 2014): el índice de condición de pavimento. Además, que fue de tipo transversal, por cuanto no se utilizan datos de series de tiempo para el análisis ni la recolección de datos.

3.5. Población y muestra

3.5.1. Población

Esta representa el total de los tramos de las vías asfaltadas del Distrito de San Agustín de Cajas; la cual comprende un total de 9 ejes viales. (Plan de desarrollo Cajas, 2021)

Tabla 2.

Principales vías del Distrito de San Agustín de Cajas

Red Vial Primaria	Red Vial Secundaria	Red Vial Terciaria
--------------------------	----------------------------	---------------------------

Av. Mariscal Castilla o también conocida como Carretera Central	Jr. Mariscal Castilla	Jr. María Paredes
La Av. Leoncio Prado	Av. Huancayo	Jr. Lima
Av. San Agustín (carretera central)	Jr. Mariscal Sucre	Jr. María Parado de Bellido
La Av. San Martín	Jirón Túpac Amaru	Jr. Dos de Mayo
La Av. Ferrocarril	Camino de los Incas	Jr. Alfonso Ugarte
La Av. Los Ángeles	Jr. 28 de Julio	Jr. Los Andes
	Av. Bolívar	Jr. 13 de Julio

Nota: En esta tabla se muestra la infraestructura vial actual, categorizadas empíricamente ya que en la actualidad estas no cumplen con su funcionalidad teórica, debido a que no se respeta el ancho de vía según la normativa vigente, por lo cual no se tiene una jerarquía de vía definida.

3.5.2. Muestra

Como no probabilístico fue catalogado el muestreo; seleccionado por consideraciones de conveniencia motivado principalmente a que el deterioro de un pavimento obedece al contexto que lo rodea, uso, entre otros aspectos, lo que hace difícil su generalización y permitió que este estudio sea puntual, debido a ello la muestra fue el Jirón Túpac Amaru el cual está comprendido entre la Av. Mariscal Castilla (Carretera central) y el Jr. Alfonso Ugarte del Distrito de San Agustín de Cajas, con una longitud aproximada de 1,459.41 ml.

3.6. Técnicas e instrumentos de recolección de datos

3.6.1. Técnicas

Las técnicas que se usaron para recoger la información necesaria proceden según los fundamentos de la Norma ASTM D6433, los instrumentos serán el formato de evaluación PCI, los cuales se detallan a continuación:

- **Coordinación:** Se solicitó la autorización mediante una solicitud de consentimiento informado presentado a la

Municipalidad Distrital de San Agustín de Cajas para el uso de espacios públicos a fin de que el trabajo no tenga interrupciones y sea continuo.

- **Observación y descripción:** Se identificó los trayectos y zonas en el pavimento con distintos usos con ayuda del plano de distribución del sistema vial urbano.
- **Trabajo en equipo:** El desempeño en conjunto fue bastante significativo para realizar este estudio, toda vez que el equipo técnico se distribuyó labores para desarrollar el trabajo de inspección y evaluación de fallas en el pavimento flexible existente.
- **Medición o cotejo:** Se midió la longitud de cada unidad de muestreo y se cotejó (replanteo de planos y compatibilidad) con el cálculo que se realizó previamente.
- **Toma de imágenes:** Se tomaron fotografías de todo el tramo de 1,459.41 ml, las cuales sirvieron como base para poder identificar los tipos de falla por cada U.M.
- **Evaluación:** Se describió los tipos de falla para cada tramo, considerando la clase, severidad y extensión de estos, por cada unidad de muestra, siguiendo los parámetros de evaluación de la norma ASTM “Metodología PCI”.
- **Estimación:** Cada unidad de muestra identificada se pasó a las tablas de evaluación del software Evalpav, con la finalidad de estimar el índice de condición de pavimento de cada U.M.

- **Implementación o modelamiento predictivo:** Una vez estimados los valores del PCI, se consolidaron los datos de la evaluación en el software Rapidminer, el cual usa algoritmos pre definidos (Deep learning y SVM) del sistema para poder predecir los valores de la condición funcional del pavimento.

3.6.2. Instrumentos

El trabajo comenzó visitando y recorriendo el área de estudio, en el cual fueron identificados todos los daños del pavimento flexible existente en el Jr. Túpac Amaru. Esto se desarrolló según el Manual PCI ASTM-D6433, de acuerdo a eso fueron usados estos instrumentos:

- **Ficha de identificación y evaluación:** Este instrumento se usó para procesar la información obtenida, la cual estuvo basada en el método índice de condición de pavimento (PCI) el cual permite cuantificar el estado del pavimento en un grado numero de 0 (peor condición) a 100 (mejor condición). (American Society for Testing and Materials, 2004)
- **Plano del sistema vial urbano:** Se usó para identificar la red vial urbana que será evaluada.
- **Álbum de imágenes:** Se tomaron fotografías como evidencias de cada unidad de muestra en conjunto con la actividad realizada.
- **Manual PCI:** Se usaron los manuales para poder identificar los tipos de falla y severidad por cada unidad de muestra.

3.7. Procesamiento de la información

Este estudio, usó el método el deductivo, ya que es una investigación descriptiva que sigue los pasos del método científico, siguiendo el procedimiento del Manual ASTM D6433; por lo cual el procedimiento a seguir constara de las siguientes fases:

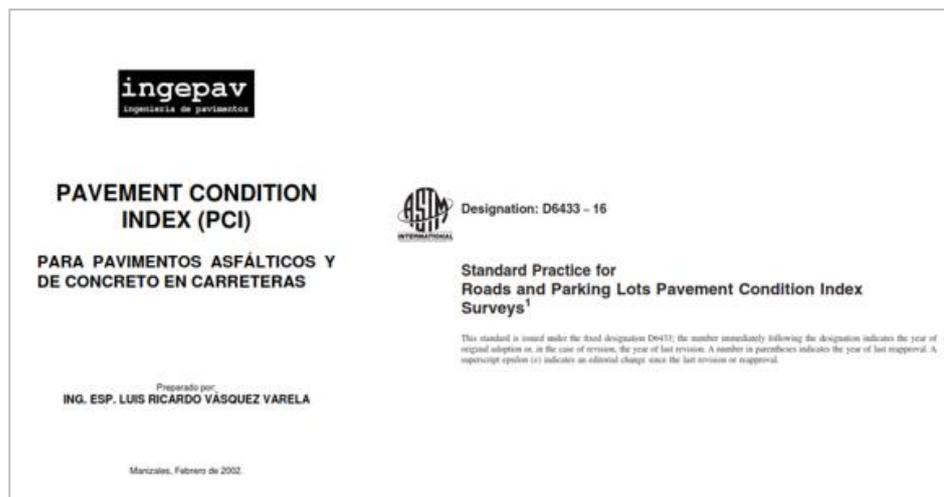
3.7.1. Fases de planeamiento y organización (Pre campo):

Revisión de bibliografía

Se revisó manual PCI (Vásquez, 2002); de igual forma el procedimiento de evaluación de pavimentos de la norma American Society for Testing and Materials. Y así lograr obtener los resultados idóneos sin error en el procesamiento de los datos.

Figura 2.

Manuales técnicos de evaluación de pavimentos asfálticos



Nota: El gráfico representa los manuales que se usaran para la aplicación de la Metodología “Index Pavement Condition” PCI.

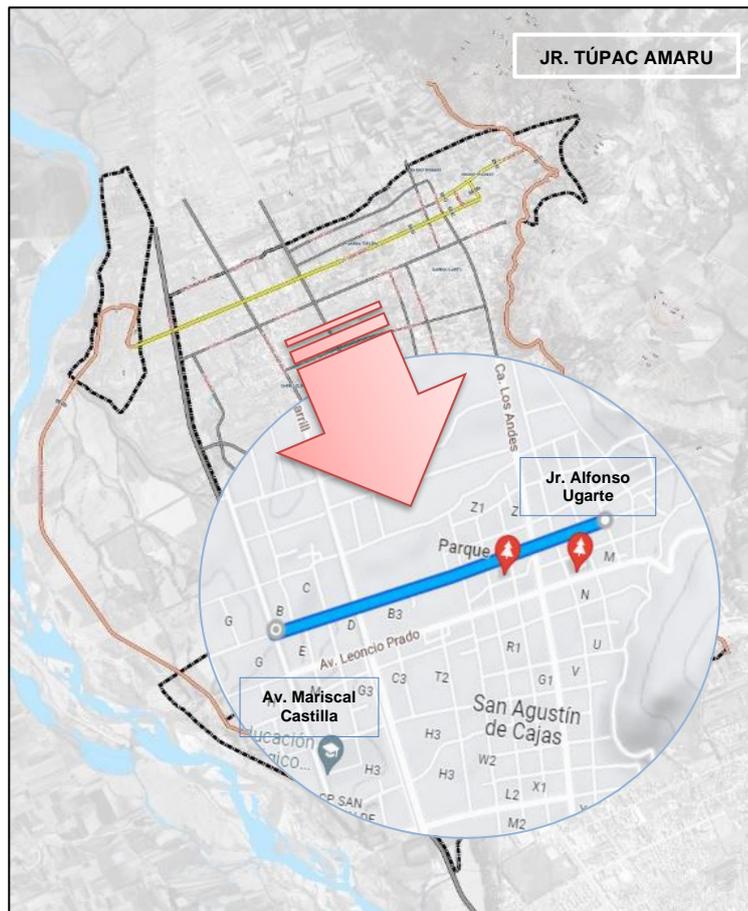
Consentimiento informado

Se solicitó la autorización a la Municipalidad Distrital de San Agustín de Cajas, a través de la solicitud de consentimiento informado para el uso de áreas públicas con el fin de recabar la información. (Ver anexo 03)

Identificación del tramo de investigación

Se identificó el tramo de intervención con la ayuda del plano del sistema vial urbano del Distrito de San Agustín de Cajas, para el desarrollo de la presente investigación.

Figura 3.
Tramo de investigación



Nota: Adaptado del plano red vial actual. (Plan de desarrollo Cajas, 2021)

Conformación del equipo técnico

Se conformó el equipo técnico de trabajo: Libretista, personal de medición y toma de datos, con el fin de que el trabajo se realice de una manera ordenada, continua y según el procedimiento indica en el manual PCI.

Figura 4.

Equipo técnico de trabajo



Nota: En el grafico se puede observar el equipo conformado por 01 libretista, 02 personales de medición y 01 para la toma de datos.

Elaboración de formatos para la recolección de datos

Fue ejecutado el Formato de Evaluación PCI, en base a la normativa ASTM D6433, "Procedimiento Estándar para la Inspección del Índice de Condición del Pavimento en Caminos y Estacionamientos".

3.7.2. Fases de toma de datos (Trabajo de campo)

Reconocimiento del tramo de investigación

Una visita e inspección visual preliminar a la zona permitió identificar factores de: facilidad en cuanto a acceso para recopilar los datos de campo, identificación de los daños y los parámetros estimados de recolección en el método a utilizar PCI-ASTM.

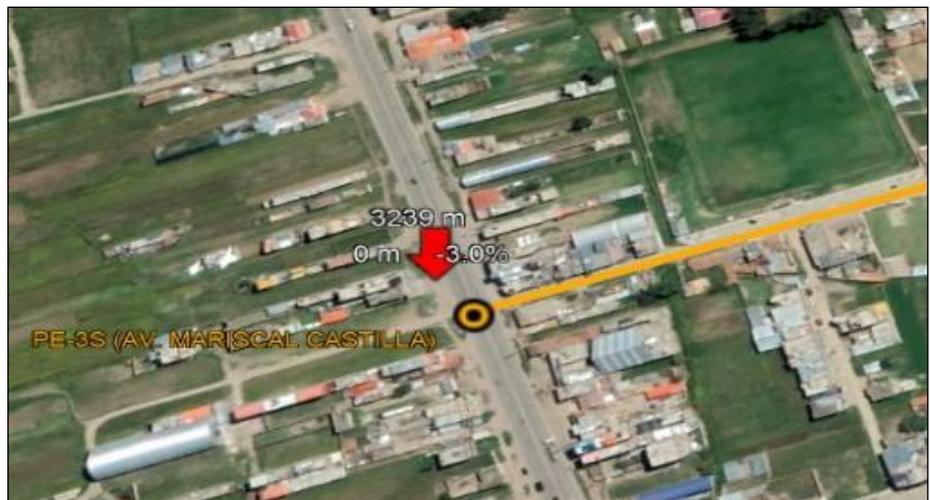
Todo el tramo de intervención será dividido en unidades de muestreo que cumplan con el rango del área recomendada por el manual del PCI, es decir, para pavimentos flexibles que posean un ancho de calzada menor a 7.30 metros, el rango de área debe de ser $225 \pm 90.0 \text{ m}^2$, adicionalmente se indica que los pavimentos de concreto hidráulico o rígidos no serán consideradas; producto de la inspección realizada se tienen los siguientes datos:

Tabla 3.
Detalle y características de la vía

Jr. Túpac Amaru	
Vía urbana	: Colectora
Distrito	: San Agustín de Cajas
Longitud	: 1,459.41 metros
Grupo control de la variable	: Tráfico vehicular – moderado
Tráfico vehicular	
Número de carriles	: 1 carril
Número de sentidos	: 2 sentidos
Número de cuadras	: 16 cuadras
Número de cuadras parte de la muestra	: 15 cuadras

Tipo de pavimento	: Pavimento flexible
Estructuración	: Carpeta asfáltica de 2”
	: Base granular de 15 a 20 cm
	: Sub base granular de 15 a 20 cm
	: Sub Rasante, terreno areno arcillosas poco permeables

Ubicación en planta del inicio de tramo de investigación



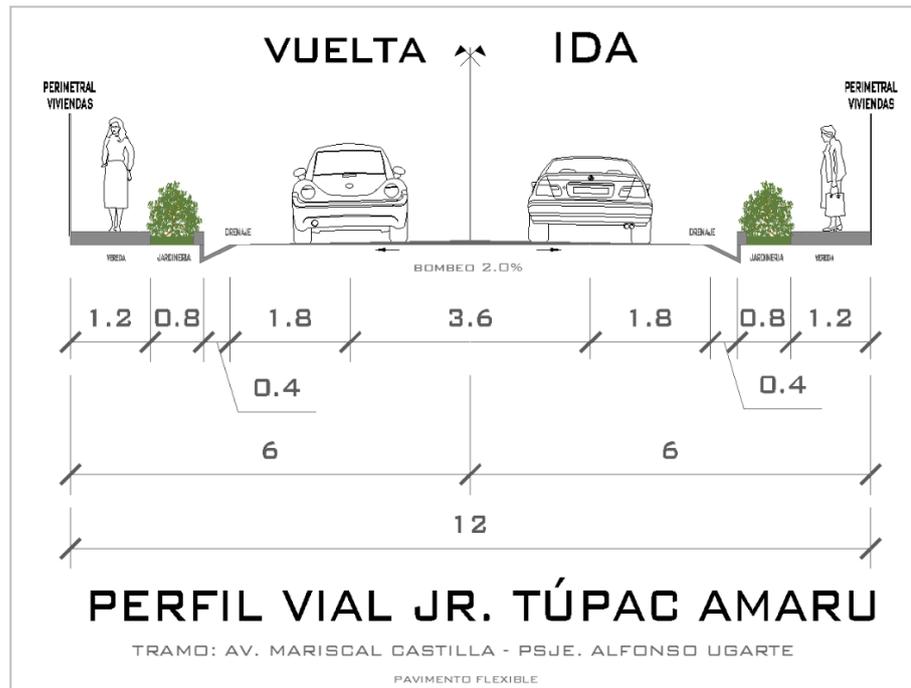
Ubicación en planta del final de tramo de investigación



Nota: En la tabla se puede apreciar el inicio y fin del tramo de intervención desde la Progresiva 0+000 hasta 1+459.41. (Av. Mariscal Castilla – Jr. Alfonso Ugarte).

El Jirón Túpac Amaru se encuentra ubicado entre la Av. Mariscal Castilla (Carretera Central) y el Jr. Alfonso Ugarte del Distrito de San Agustín de Cajas, su longitud está cerca de 1,459.41 ml y posee un carril que abarca a ambos sentidos con un ancho de 3.6 m para cada sentido según se observa en la Figura 6, los detalles para cada unidad muestral están identificados en los registros de recopilación de datos del Software EVALPAV.

Figura 6.
Sección vial Jr. Túpac Amaru



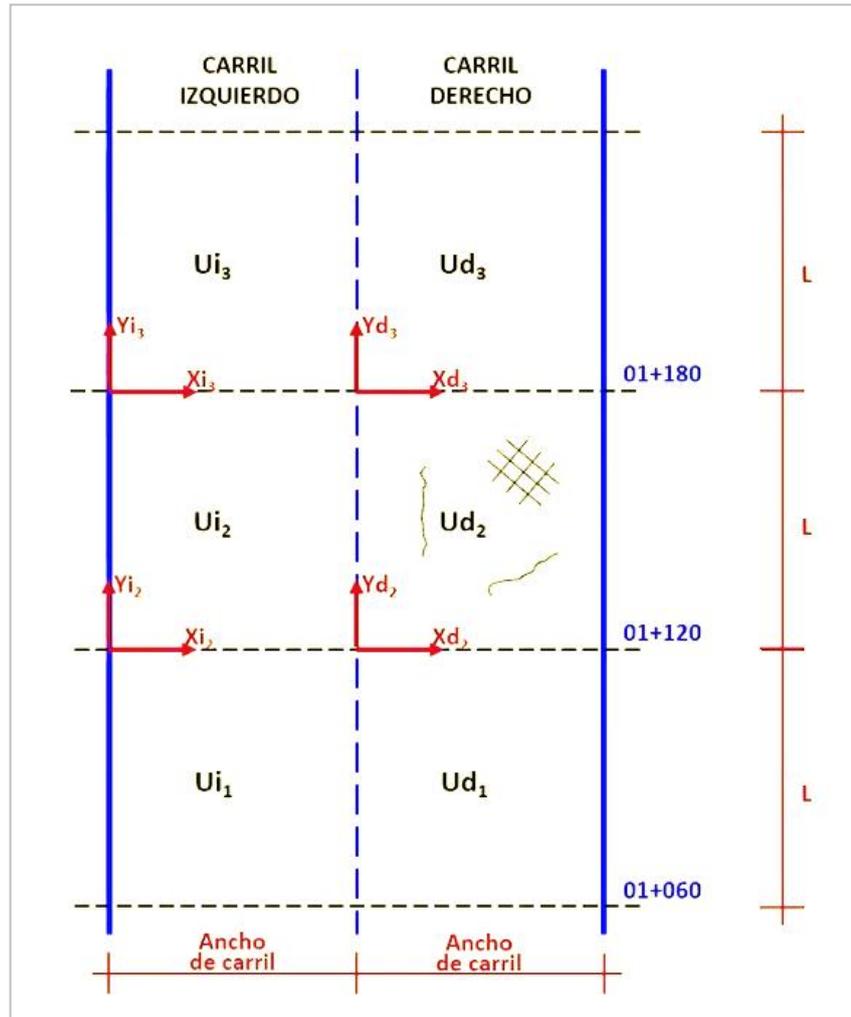
Nota: El gráfico representa la sección vial actual del Jr. Túpac Amaru, el cual proviene desde el encuentro vial con Camino de Los Incas hasta el Jr. Alfonso Ugarte. (Plan de desarrollo Cajas, 2021).

Recopilación de datos de la vía (Medición o cotejo)

En los siguientes pasos se detalla el procedimiento para realizar la recopilación de datos de la vía a estudiar:

- Se identifico en el plano del sistema vial urbano el tramo de vía a estudiar, reconociendo su uso e información pertinente, rótulos, avisos, señalizaciones, etc.
- La vía se dividió en secciones de acuerdo a la información disponible de: tipo de pavimento existente y tráfico estimado.
- División de las secciones identificadas en unidades de muestra, las cuales son rotuladas e identificadas.

Figura 7.
Registro de unidad muestral en plano vial



Nota: En el gráfico se observan las secciones de las unidades de muestreo a ser analizadas, por cada carril, en nuestro caso solo se tiene un carril el cual funciona para ambos sentidos, las áreas deben ser no $<$ a 135 m^2 ni $<$ a 315 m^2 , según lo indica la norma ASTM D6433. (Zavala, 2021).

- d. Se seleccionaron al azar las unidades de muestra que se inspeccionarán para garantizar el 95% de confiabilidad, suponiendo un error del 5%, utilizando la ecuación formulada por el manual ASTM.

Figura 8.
Tamaño de muestra

$$n = \frac{N \times \sigma^2}{\frac{e^2}{4} \times (N - 1) + \sigma^2}$$

Nota: En la investigación se calculó el valor de “n” para cada sección delimitada y con $\sigma=10$, suposición inicial, $e=5\%$, para vías con anchos menores a 7.30 m, las secciones de las unidades de muestreo a ser analizadas deben poseer un área entre 225 ± 90 m². (American Society for Testing and Materials, 2013)

Siendo:

n : Número mínimo de unidades de muestreo.

N : Número total de unidades de muestreo en la sección de pavimento.

e : Error admisible en la estimación del PCI (5%).

σ : Desviación estándar entre las métricas del PCI de las unidades analizadas.

Se observó la existencia de dos tipos de pavimento en el tramo estudiado: rígido y flexible; por lo tanto se dividió los tramos usando la tabla siguiente:

Tabla 4.
Clasificación del tipo de pavimento

Sección	Unidad	Tipo Pavimento	Progresiva	
			Inicial	Final
S1	UX			
	UY			

Nota: La tabla mostrada se usó para la clasificación por secciones del tipo de pavimento existente en la vía a estudiar.

Evaluación e inspección de la vía (Metodología PCI)

El protocolo utilizado para la inspección de cada sección y unidad muestral fue la siguiente:

1. Se visitó cada sección ya identificada en el plano del sistema vial.

Figura 9.

Estado físico actual del sistema vial



Nota: El gráfico mostrado fue tomado del Plan de desarrollo Cajas, 2021.

2. Se registro cada sección y unidad muestral.

Figura 10.

Registro de unidad muestral de campo



Nota: Se puede observar el registro de cada unidad muestral inspeccionada.

3. Se verificó el área de la unidad muestral a inspeccionar, mediante una regla metálica y cintas métricas.

Figura 11.

Verificación de ancho de vía existente



4. En la identificación de las fallas se cuantificó el área de cada falla, su tipo y el grado de severidad, todo de acuerdo a la metodología del PCI. (American Society for Testing and

Materials, 2013)

Figura 12.
Identificación de fallas sección "A"



Nota: Falla - Grieta de Borde de severidad alta, toda vez que se observa una considerable fragmentación o desprendimiento a lo largo del borde. Asimismo se recomienda un parcheo parcial – profundo (Vásquez, 2002).

Figura 13.
Identificación de fallas sección "A"



Nota: Falla - Huevo, esta depresión tiene forma de tazón, asimismo se indica que el crecimiento de estos acelera la acumulación de agua tal como se puede observar en la Figura, esta posee una profundidad > 25 mm por lo cual se considera de severidad alta. De igual forma se recomienda un parcheo profundo (Vásquez, 2002).

Figura 14.
Identificación de fallas sección “C”



Nota: Falla – Agrietamiento en Bloque (Vásquez, 2002).

Figura 15.
Identificación de fallas sección “C”



Nota: Falla – Parcheo y Acometidas (Vásquez, 2002).

5. Se repitió el procedimiento para cada una de las unidades muestrales. (Ver anexo 4)
6. Mediante una hoja de cálculo confeccionada para tal fin se determinó el valor del Índice del PCI, siguiendo la descripción y procedimiento descrito en la norma ASTM-D6433.

3.7.3. Fases de Gabinete (Procesamiento de datos)

Estimación del valor del índice de condición de pavimento según la norma ASTM-D6433

En este apartado se presenta un resumen del procedimiento general utilizado para obtener el “PCI”, a través de los valores de datos de campo que fueron recopilados, y el procedimiento en el cual se basa el software Evalpav, este fue usado para procesar los datos.

Figura 16.
Interfaz software Evalpav

The screenshot shows the Evalpav software interface with the following data:

Proyecto: Evaluación Datos Imprimir

Evaluación de Pavimentos de Superficie Asfáltica - Método PCI (ASTM D 6433)

Sector: Km 15+000 - Km 27+950 Caril: CALZADA

Unidad de muestra: 001 Área de muestra (m²): 315

Progresiva inicial: 15+000 Progresiva final: 15+050

Inspeccionado por: GZAINFRAVIAL

Fecha: 7/12/2021

m: 5.5 VRC: 57 PCI: 43 Regular

Diagrama: Longitud (m): 50 Ancho (m): 6.3

Daños:

1. Piel de cocodrilo	7. Grieta de borde	13. Huecos
2. Exudación	8. Grieta de reflexión de junta	14. Cruce de vía férrea
3. Agrietamiento en bloque	9. Desnivel carril/bierna	15. Ahuellamiento
4. Abultamientos y hundimientos	10. Grietas longitudinales y transversales	16. Desplazamiento
5. Corrugación	11. Parcheo	17. Grieta parabólica (slippage)
6. Depresión	12. Pulvero de agregados	18. Hinchamiento
		19. Desprendimientos de agregados

TIPO	SEVERIDAD	01	02	03	04	05	06	07	08	09	10	TOTAL	DENSIDAD	VR
1	M	3.2	30.0									33.2	10.5	51
10	L	1.2	3.0	8.0								12.2	3.9	4
3	L	8.0	16.0									24.0	7.6	7
5	L	26.0										26.0	8.3	11

DIRECCION DE ESTUDIOS ESPECIALES
Elaborado por: Ing. Gerber J. Zavala Ascaño

Nota: La gráfica muestra el interfaz del software Evalpav, el cual nos dio la facilidad de poder evaluar rápidamente cada unidad de muestreo, a través del método de coordenadas por cada falla presentada en el pavimento flexible.

Para cada una se establecieron los datos correspondientes a su identificador, progresiva de inicio, progresiva final, ancho de la vía, y por consiguiente el área de la unidad muestral.

Se identifican cada una de las fallas significativas que están presentes en la unidad muestral, anotando su ubicación geográfica,

ancho y longitud, tipo de falla, profundidad de la falla, entre todos los detalles para su debida identificación. Los valores del valor deducido se estiman a partir de los ábacos y gráficos contenidos en el Instrumento de recopilación provistos por el método PCI que corresponde a cada tipo de falla y severidad que se están observando, existen ábacos para los dos principales tipos de pavimentos: flexibles y rígidos, en el caso particular del presente estudio se seleccionaron los ábacos de pavimento flexible. (Ver anexo 6)

Si ninguno o un solo valor deducido es superior a 2, se utiliza como “Valor Deducido Total” y no el mayor de los del “Valor Deducido Corregido”, si ocurre lo contrario los pasos siguientes deben ejecutarse:

1. Se ordenan los valores deducidos individuales de mayor a menor, y se calcula el “Número Máximo Admisible de Valores Deducidos” (m), usando esta ecuación:

Figura 17.
Número de deducciones permisibles

$$m = 1 + \left(\frac{9}{98}\right) * (100 - HDV) \leq 10$$

Siendo:

m : Número máximo admisible de valores deducidos incluyendo fracciones (debe ser menor o igual a diez), y
HDV : el mayor valor deducido individual para la unidad de muestra.

2. La cantidad de valores deducidos individuales corresponde a “m”, la fracción es incluida. Si los valores que se disponen son inferiores a m se utilizan los disponibles.

3. Se estima el valor del “Máximo Valor Deducido Corregido”, CDV, se realiza a través de un proceso iterativo, este consiste en estimar el número de valores deducidos “q”, que sean mayores a “2”, se suma la totalidad de los valores deducidos individuales, hallándose el “Valor Deducido Total”. Mediante la curva de corrección presente en el instrumento de recopilación de datos se estima el valor CDV usando”, utilizando el grafico correspondiente a pavimentos flexibles.

Es reducido a 2.0 el menor de los valores deducidos individuales que sea mayor a 2, y es repetido el procedimiento hasta que el valor de “q” sea igual a 1. El máximo valor de CDV es el mayor de todos los valores CDV que se obtuvieron en el proceso.

4. A continuación, se estima el valor del PCI utilizando el mayor valor de CDV, mediante la ecuación:

Figura 18.

Índice de condición de pavimento

$$PCI_{\text{unidad muestreo}} = 100 - \text{máx. CDV}$$

Siendo:

PCI : Índice de Condición de Pavimento

CDV : Máximo Valor Deducido Corregido

5. Se asigna un rango de condición de pavimento que corresponda al subconjunto de valores que así corresponda según la clasificación estándar mostrada en la Tabla 7:

Tabla 5.
Rangos de calificación PCI

Rango	Calificación
100 – 85	Excelente
85 – 70	Muy Bueno
70 – 55	Bueno
55 – 40	Regular
40 – 25	Malo
25 – 10	Muy Malo
10 – 0	Fallado

Nota: La tabla muestra la calificación de PCI el cual va de 0 a 100 según la norma American Society for Testing and Materials – D6433.

6. Todo el proceso se realizó para cada una de las unidades muestrales identificadas, dado que es un procedimiento susceptible a ser programado mediante una hoja de cálculo, de igual forma se indica que todos los cálculos se realizaron mediante el software Evalpav.

Si ocurriese que la totalidad de las unidades de muestra inspeccionadas son escogidas de forma aleatoria o si son inspeccionadas la totalidad de las unidades de muestra, entonces el PCI de la sección es el promedio de los PCI de cada unidad de muestra. (American Society for Testing and Materials, 2013)

De igual forma, si son inspeccionadas muestras adicionales, entonces será usado un promedio compensado empleando esta ecuación:

Figura 19.
PCI compensado de la sección adicional

$$PCI_s = [(N - A) * (PCI_r) / N] + [A * (PCI_a) / N]$$

Siendo:

PCIs : PCI compensado de la sección

N : Número total de unidades de muestra en la sección.

A : Número de unidades de muestra adicionales.

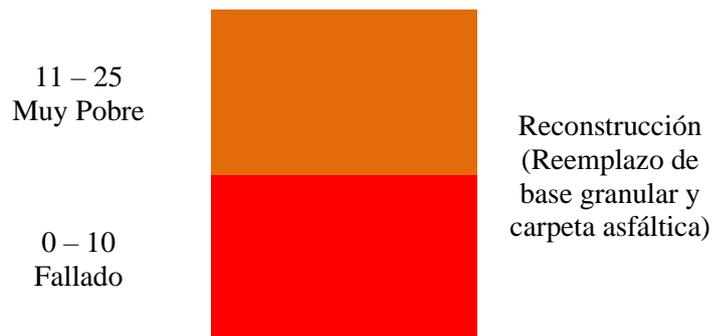
PCIr : Valor promedio de PCI de unidades de muestra seleccionadas aleatoriamente.

PCIa : Valor promedio de PCI de unidades de muestra adicionales.

Por otro lado, una vez calculado el PCI de la vía, se seleccionó el nivel de intervención en base al rango de calificación que se obtuvo de acuerdo a la siguiente tabla.

Tabla 6.
Niveles de intervención en carreteras

Rango del PCI	Color	Tipo de Mantenimiento
86 – 100 Excelente		Mantenimiento Rutinario y Preventivo
71 – 65 Muy Bueno		(Sello de fisuras, parches, lechadas asfálticas)
56 – 70 Bueno		Mantenimiento Correctivo (Recapado)
41 – 55 Regular		
26 – 40 Pobre		Rehabilitación Mayor (Reemplazo de carpeta asfáltica)



Nota: Adaptado del manual del instituto del asfalto sección mantenimientos.

Implementación y modelación predictiva

- **Utilización de las redes neuronales para la construcción del modelo predictivo:**

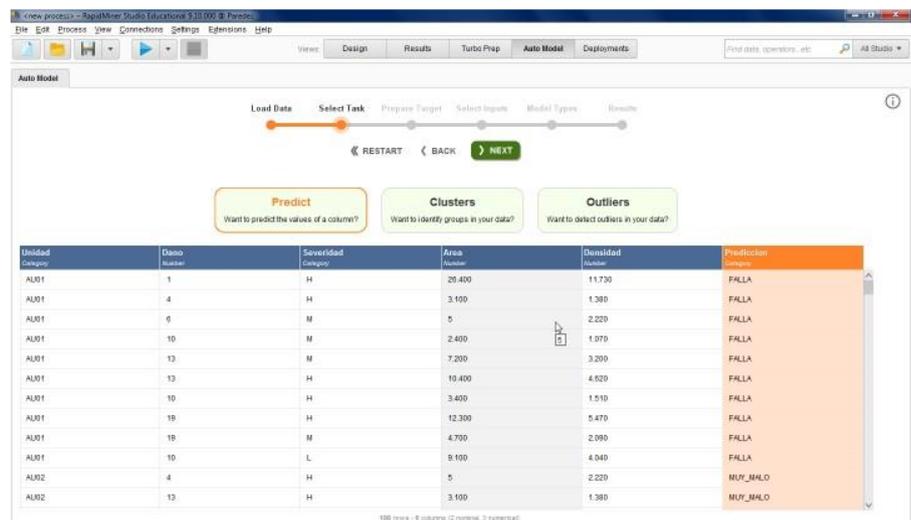
Descripción del Conjunto de Datos

Los datos correspondientes al análisis mediante los algoritmos seleccionados es el correspondiente a los resultados obtenidos del cálculo del PCI del punto anterior y está constituido por los atributos: unidad, daño, severidad, área, densidad, valor del PCI y rango PCI. Todos estos valores son arrojados como resultados por el software Evalpav, y fueron utilizados como conjunto de datos para los algoritmos de inteligencia artificial.

A efectos de comparación del funcionamiento de los algoritmos se decidió, presentar el análisis con 2 conjuntos de datos, donde la diferencia la constituyo el atributo a predecir, en el primer conjunto de datos, el valor a predecir fue el rango de la falla de cada unidad muestral (Excelente, muy bueno, bueno, regular, pobre, muy pobre), en el mismo conjunto de datos, el atributo a seleccionado a predecir fue el índice numérico PCI, adicionalmente se seleccionaron diferentes algoritmos para el análisis de cada conjunto de

datos, dado que el software a utilizar el software Rapidminer sugiere la utilización de otros algoritmos que pudiesen servir mediante el análisis del conjunto de datos a través de un algoritmo interno del mismo software para realizar automodelos (Opción automodel) y como medida de comparación.

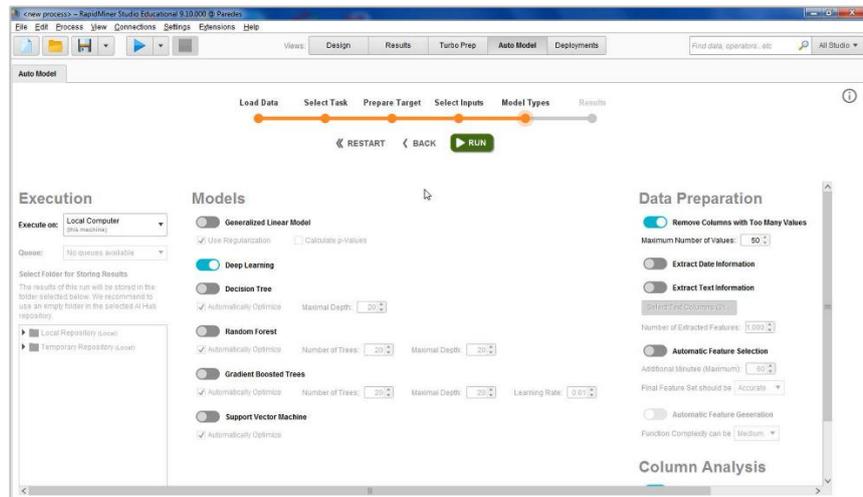
Figura 20.
Selección de conjunto de datos y atributos



Nota: En el gráfico se puede observar el conjunto de datos del PCI, y la columna seleccionada tiene el atributo de “FALLA”, ya que esta etiqueta fue la que se predijo.

Para el conjunto “A y C”, se seleccionaron los algoritmos de deep learning (Redes neuronales modelo H2O), implementación provista por el software Rapidminer, y máquinas de soporte vectorial (SVM); para el segundo conjunto de datos se realizó mediante el algoritmo de deep learning H2O, provisto por el software.

Figura 21.
Algoritmo deep learning H2O



Nota: En el gráfico se puede apreciar que para realizar el modelamiento predictivo se seleccionó el algoritmo deep learning o redes neuronales. (Ver anexo 8)

3.8. Técnicas y Análisis de Datos

Para procesar los datos se utilizaron los siguientes softwares:

- **AutoCAD:** Es un software de diseño y dibujo el cual nos sirvió como herramienta para realizar los planos de identificación de cada unidad de muestra del tramo investigado.
- **Evalpav:** Software que avalúa pavimentos en carreteras y aeropuertos de superficie asfáltica, fue una herramienta muy útil ya que amplió nuestro conocimiento con el procesamiento eficaz y rápido que posee para poder evaluar múltiples de unidades de muestra.
- **Google Earth:** Es una plataforma de geomática basa den la nube que permite a sus usuarios visualizar y analizar imágenes de satélite de toda la tierra, el cual fue de gran ayuda para poder localizar el tramo de investigación y poder compararlo con el plano del sistema vial urbano actual.

- **MS Excel:** Es un software que crea hojas de cálculo, tablas, gráficos, etc. con datos obtenidos en campo, ideal para realizar cálculos para la evaluación de índice de condición de pavimento.
- **MS Word:** Software que ayudó a elaborar la parte literal sobre los datos procesados; el cual nos sirvió para la redacción de toda la investigación.
- **Rapidminer:** Es un programa informático para el análisis y minería de datos, el cual permitió que el proceso de análisis de datos se desarrollase a través del encadenamiento de sus operadores mediante un entorno gráfico con ayuda de algoritmos pre definidos.

CAPÍTULO IV

RESULTADOS

Después de haber recolectado la información obtenida en campo, procesarla en gabinete y finalmente haber realizado el modelo predictivo en concordancia al manual ASTM-D6433, con el propósito de cumplir con los objetivos trazados en la investigación, se obtuvieron los siguientes resultados:

4.1. Específicos

A. Contribución del diseño del modelo predictivo en la estimación de la condición funcional del pavimento flexible

Resultados de la evaluación del Jr. Túpac Amaru, tramo: Av. Mariscal Castilla – Psje. Alfonso Ugarte

- **Índice de condición de pavimento**

En el caso particular de la vía estudiada, se identificaron 3 secciones, de acuerdo al tipo de pavimento, por lo cual la investigación solo se limitó por considerar al pavimento con superficie asfáltica mas no al pavimento rígido de concreto hidráulico; según se observa seguidamente:

Tabla 7.
Secciones por tipo de pavimento

Sección	Unidad	Tipo Pavimento	Progresiva	
			Inicial	Final
A	U01	Flexible	0+000.00	0+021.50
	U14		0+279.50	0+301.00
B	U15	Rígido	0+301.00	0+322.50
	U17			
C	U18	Flexible	0+322.50	0+344.00
	U68		1+397.50	1+459.41

Nota: La selección de unidades de muestra por todo el tramo se observa en los planos adjuntados. (Ver anexo 5)

La inspección visual preliminar indicó que la vía se compone de 3 secciones claramente definidas por el tipo de pavimento (flexible y rígido), a tal fin la vía se dividió en 3 secciones (A,B,C), con las características indicadas en la Tabla 4: se consideró por facilidad de cálculo la división de las unidades muestrales (sección A (14), C (51)), la sección B no se considera para el análisis ya que el presente trabajo solo toma en cuenta el pavimento flexible.

Para calcular el número mínimo de unidades muestrales a estudiar se usó la ecuación de la Figura 8., una vez reemplazados nos arrojó los siguientes valores:

Tabla 8.
Número mínimo de unidades muestrales

Sección	N	σ	e	n
A	14	0.1	0.05	8
C	51	0.1	0.05	13

Nota: A efectos del presente trabajo, dada las características de los algoritmos utilizados, se analizaron los 36 Unidades Muestrales identificadas

correspondientes a las 3 secciones estudiadas. No se analizaron las unidades muestrales correspondientes al tramo de pavimento rígido -concreto hidráulico- presente en la vía.

Se estimó el valor del PCI utilizando el mayor valor de CDV, mediante la ecuación de la Figura 18, el cual presentó estos resultados:

Tabla 9.*Índice de condición de pavimento por unidad muestral*

Área (m2)	Unidad	Progresiva Inicial	Progresiva Final	m	VRC	PCI	Clasificación	Muestra Adicional
240	U01	0+000.00	0+021.50	8,2	25	75	Muy Bueno	FALSO
240	U02	0+021.50	0+043.00	0,0	0	100	Excelente	FALSO
180	U03	0+043.00	0+064.50	9,3	14	86	Excelente	FALSO
180	U04	0+064.50	0+086.00	9,5	9	91	Excelente	FALSO
180	U05	0+086.00	0+107.50	5,2	79	21	Muy Pobre	VERDADERO
180	U06	0+107.50	0+129.00	5,2	56	44	Regular	FALSO
180	U07	0+129.00	0+150.50	6,3	64	36	Pobre	FALSO
180	U08	0+150.50	0+172.00	7,3	50	50	Regular	FALSO
180	U09	0+172.00	0+193.50	6,2	47	53	Regular	FALSO
180	U10	0+193.50	0+215.00	7,3	34	66	Bueno	FALSO
180	U11	0+215.00	0+236.50	9,7	8	92	Excelente	FALSO
180	U12	0+236.50	0+258.00	9,3	17	83	Muy Bueno	FALSO
180	U13	0+258.00	0+279.50	0,0	10	90	Excelente	FALSO
180	U14	0+279.50	0+301.00	0,0	0	100	Excelente	FALSO

180	U18	0+322.50	0+344.00	8,9	16	84	Muy Bueno	FALSO
180	U19	0+344.00	0+365.50	0,0	4	96	Excelente	FALSO
180	U20	0+365.50	0+387.00	0,0	1	99	Excelente	FALSO
180	U21	0+387.00	0+408.50	0,0	0	100	Excelente	FALSO
240	U22	0+408.50	0+430.00	0,0	27	73	Muy Bueno	FALSO
240	U23	0+430.00	0+451.50	0,0	4	96	Excelente	FALSO
240	U24	0+451.50	0+473.00	0,0	6	94	Excelente	FALSO
240	U25	0+473.00	0+494.50	0,0	21	79	Muy Bueno	FALSO
240	U26	0+494.50	0+516.00	9,2	16	84	Muy Bueno	FALSO
240	U27	0+516.00	0+537.50	0,0	21	79	Muy Bueno	FALSO
240	U28	0+537.50	0+559.00	8,3	23	77	Muy Bueno	FALSO
240	U29	0+559.00	0+580.50	8,9	18	82	Muy Bueno	FALSO
240	U30	0+580.50	0+602.00	0,0	4	96	Excelente	FALSO
300	U31	0+602.00	0+623.50	0,0	10	90	Excelente	FALSO
300	U32	0+623.50	0+645.00	7,2	34	66	Bueno	FALSO
240	U33	0+645.00	0+666.50	4,8	63	37	Pobre	FALSO
240	U34	0+666.50	0+688.00	6,4	45	55	Bueno	FALSO
240	U35	0+688.00	0+709.50	0,0	9	91	Excelente	FALSO

180	U36	0+709.50	0+731.00	8,5	26	74	Muy Bueno	FALSO
140	U37	0+731.00	0+752.50	6,4	45	55	Bueno	FALSO
140	U38	0+752.50	0+774.00	0,0	4	96	Excelente	FALSO
140	U39	0+774.00	0+795.50	0,0	77	23	Muy Pobre	FALSO
140	U40	0+795.50	0+817.00	4,5	75	25	Pobre	VERDADERO
140	U41	0+817.00	0+838.50	4,3	68	32	Pobre	VERDADERO
140	U42	0+838.50	0+860.00	6,2	61	39	Pobre	FALSO
140	U43	0+860.00	0+881.50	4,7	64	36	Pobre	FALSO
140	U44	0+881.50	0+903.00	7,9	31	69	Bueno	FALSO
140	U45	0+903.00	0+924.50	5,8	52	48	Regular	FALSO
140	U46	0+924.50	0+946.00	0,0	0	100	Excelente	FALSO
140	U47	0+946.00	0+967.50	0,0	18	82	Muy Bueno	FALSO
140	U48	0+967.50	0+989.00	0,0	0	100	Excelente	FALSO
140	U49	0+989.00	1+010.50	0,0	4	96	Excelente	FALSO
140	U50	1+010.50	1+032.00	0,0	0	100	Excelente	FALSO
140	U51	1+032.00	1+053.50	0,0	28	72	Muy Bueno	FALSO
140	U52	1+053.50	1+075.00	8,0	28	72	Muy Bueno	FALSO
140	U53	1+075.00	1+096.50	0,0	17	83	Muy Bueno	FALSO

140	U54	1+096.50	1+118.00	7,7	29	71	Muy Bueno	FALSO
140	U55	1+118.00	1+139.50	0,0	49	51	Regular	FALSO
140	U56	1+139.50	1+161.00	9,4	13	87	Excelente	FALSO
140	U57	1+161.00	1+182.50	9,0	18	82	Muy Bueno	FALSO
180	U58	1+182.50	1+204.00	7,2	39	61	Bueno	FALSO
180	U59	1+204.00	1+225.50	0,0	14	86	Excelente	FALSO
180	U60	1+225.50	1+247.00	9,3	12	88	Excelente	FALSO
180	U61	1+247.00	1+268.50	6,6	54	46	Regular	FALSO
140	U62	1+268.50	1+290.00	8,4	26	74	Muy Bueno	FALSO
140	U63	1+290.00	1+311.50	9,0	19	81	Muy Bueno	FALSO
140	U64	1+311.50	1+333.00	0,0	1	99	Excelente	FALSO
140	U65	1+333.00	1+354.50	0,0	17	83	Muy Bueno	FALSO
140	U66	1+354.50	1+376.00	7,1	40	60	Bueno	FALSO
140	U67	1+376.00	1+397.50	9,0	15	85	Excelente	FALSO
231	U68	1+397.50	1+459.41	9,4	13	87	Excelente	FALSO

Nota: En la tabla se puede observar el PCI obtenido por cada unidad muestral de todo el tramo de investigación; asimismo se puede notar que tenemos 3 muestras adicionales que poseen una calificación pobre y muy pobre. De igual forma el desagregado por cada unidad de muestra se encuentra adjuntado. (Ver anexo 7)

Si todas las unidades de muestra analizadas se seleccionaron al azar, o si se analizaron todas, el PCI para esta sección es el promedio por unidad de muestra. (American Society for Testing and Materials, 2013)

Por lo tanto el PCI del tramo sin las muestras adicionales es: “77”, en concordancia con la Tabla 5, donde se indican los valores de PCI, se observa que el tramo tiene una calificación de “Muy Bueno”, ya que va de 70 a 85.

Cabe resaltar que en la Tabla 9., se pudo observar que existen 03 muestras adicionales (U5, U40 y U41), para poder calcular el PCI de estas muestras adicionales se usó la ecuación de la Figura 19., reemplazando puede conseguirse que el PCI compensado de la sección, y por tanto el PCI de la vía es de “75”; de igual forma corresponde a una calificación de “Muy Bueno”.

Asimismo se indica que en base al Manual del Instituto del Asfalto Sección Mantenimiento de Carreteras en base al PCI se indica que a la vía le corresponde “Mantenimiento Rutinario y Preventivo” (Sello de fisuras, parches, lechadas asfálticas), según se observó en la Tabla 6.

Resultados del modelo de la red neuronal

- **Caso conjunto de datos con índice numérico del PCI**

En este análisis se obtuvieron como resultados los valores siguientes de error absoluto, el software sugirió el uso de deep learning H2O, redes neuronales, el resultado del error absoluto se muestra a continuación:

Tabla 10.
Error relativo caso índice numérico PCI

Model	Relative Error	Standard Deviation
Deep Learning	11.8 %	± 4.8 %
Support Vector Machine	12.8 %	± 3.9 %

Nota: Se puede observar claramente que el algoritmo que mejor se comporta para realizar las predicciones del valor del PCI es el algoritmo de redes neuronales H2O (Deep learning), siendo los errores relativos.

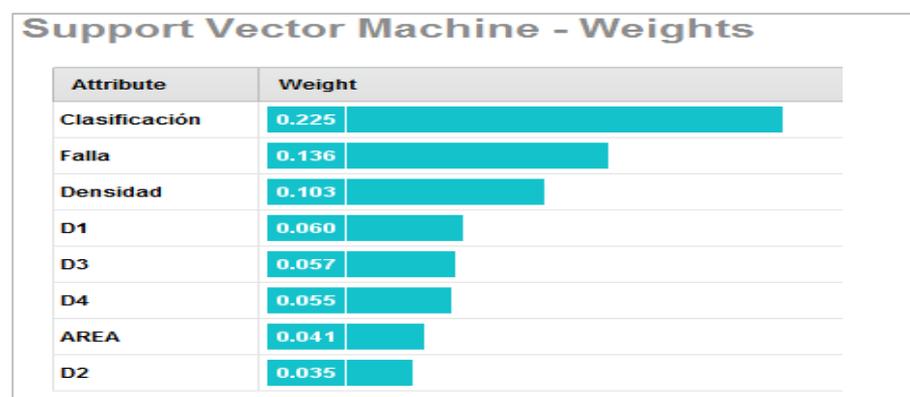
Los siguientes gráficos resumen los resultados obtenidos a través del software Rapidminer.

Figura 22.
Deep learning (Red neuronal)



Nota: La grafica muestra el peso (nivel de significancia) para el algoritmo deep learning H2O.

Figura 23.
Support vector machine (SVM)



Nota: La grafica muestra el peso (nivel de significancia) para el algoritmo SVM.

Las Figuras 22 y 23, muestran los diferentes pesos o valores de significancia para cada atributo o variable en la estimación del PCI, se observa que, para el entrenamiento de la red neuronal, los 2 más significativos atributos son el PCI y densidad, siendo el menos significativo el área. Los daños asociados, el listado de las fallas localizadas, los valores D1, D2, D3, D4, VDC (máximo valor corregido deducido), y falla son no tan significativos en el entrenamiento.

Para el Algoritmo SVM, en cambio, los dos atributos más significativos son clasificación, falla y la densidad; la menor significancia la tiene el valor D2, indicador del tipo de daño que hay en la unidad muestral (uno de los 19 tipos de daños estipulados por el ASTM - PCI), mientras que los otros atributos son intermedios.

En cuanto a la matriz de confusión, se obtienen los siguientes resultados para el algoritmo de redes neuronales:

Figura 24.
Matriz de confusión (Red neuronal)

Deep Learning - Performance							
Performances							
Criterion	Value		Standard Deviation				
Accuracy	63.6%		± 13.4%				
Classification Error	36.4%		± 13.4%				
Confusion Matrix							
	true Muy Bueno	true Excelente	true Muy Pobre	true Regular	true Pobre	true Bueno	class precision
pred. Muy Bueno	10	4	0	2	0	0	62.50%
pred. Excelente	0	11	0	0	0	0	100.00%
pred. Muy Pobre	0	0	0	0	0	0	0.00%
pred. Regular	0	0	2	3	1	1	42.86%
pred. Pobre	0	0	0	0	0	1	0.00%
pred. Bueno	1	0	0	0	2	0	0.00%
class recall	90.91%	73.33%	0.00%	60.00%	0.00%	0.00%	

Nota: El algoritmo SVM no obtuvo salida de la matriz de confusión, para la estimación del valor numérico del PCI, por lo cual se indica que el mejor algoritmo es el de las redes neuronales y luego el SVM.

- **Caso conjunto de datos con rango PCI**

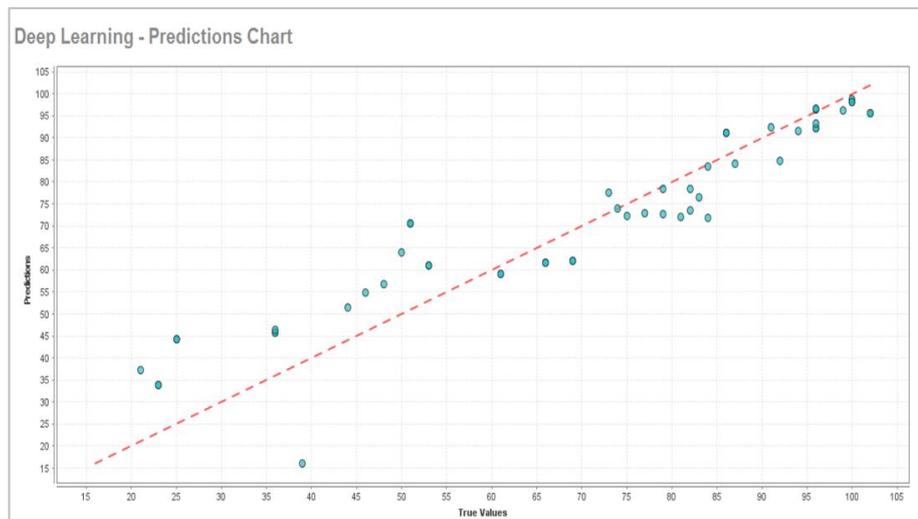
En el segundo caso, donde se incluyó el atributo de rango de PCI como valor a predecir, los resultados obtenidos fueron los siguientes:

Tabla 11.
Error de clasificación y exactitud

Criterion	Value	Standard Deviation
Deep Learning	11.8 %	± 13.4 %
Support Vector Machine	12.8 %	± 13.4 %

Nota: El error de clasificación esta por el orden del 36.4%, eso indica que de cada 100 clasificaciones hay un error de 36 clasificaciones. Un valor que en el campo de aprendizaje automatizado se considera aceptable (Witten, et al., 2016).

Figura 25.
Gráfica de predicción



Nota: En la gráfica es posible contemplar que no existe relación entre las variables, lo que significa que no hay un patrón definido con los puntos, ya que estas no toman ninguna dirección en particular; esto se debe a que los datos de la evaluación del PCI, son variables y no siguen una misma jerarquía debido al tipo de daño que se tiene en cada vía por su misma naturaleza y condición funcional.

La contribución del diseño del modelo predictivo en la estimación de la condición funcional del pavimento flexible; según los resultados indican que estos cumplen con los estándares de análisis en cuanto a precisión

y error; el cual posee un error relativo del 11.8% para el algoritmo de redes neuronales, mientras que la estimación de la matriz de confusión indica que el error de clasificación es del 36.4%, el cual es un rango aceptable. (Witten, et al, 2016) De igual forma el valor de ajuste del modelo es de 0.951, a la vista del resultado podemos afirmar que el ajuste del modelo es bueno ya que el valor es cercano a 1.

B. Resultado de la estimación de la condición funcional del pavimento flexible a partir de datos históricos

Normalidad de Datos

Se realizó un contraste para verificar si los datos de PCI y de daño corresponden a una distribución normal, en este sentido se ha utilizado el test de Shapiro-Wilk y el software MS Excel para su estimación. La prueba o test se planteó como hipótesis nula la normalidad de los datos, así:

- H0 : Los datos derivan de una distribución normal
- H1 : Los datos no derivan de una distribución normal

El valor de p-value, indica si la hipótesis nula debe ser rechazada o no, para el caso particular del presente estudio se encontró:

Tabla 12.
Estadística descriptiva

	PCI	Dano
Valid	186	186
Missing	0	0
Mean	36.989	10.715
Std. Deviation	32.993	6.023

	PCI	Dano
Variance	1088.540	36.281
Skewness	0.442	0.090
Std. Error of Skewness	0.178	0.178
Kurtosis	-1.269	-1.213
Std. Error of Kurtosis	0.355	0.355
Shapiro-Wilk	0.870	0.901
P-value of Shapiro-Wilk	< .001	< .001
Minimum	0.000	1.000
Maximum	92.000	19.000

Nota: En ambos casos el valor de p (p-value) es muy pequeño, lo que indica que puede rechazarse la hipótesis nula y considerar que los valores de PCI y de daño no devienen de una distribución normal.

El resultado de la estimación de la condición funcional del pavimento a partir de datos históricos, muestra que estos son óptimos y los valores son aceptables ya que en base a la distribución de datos que se tiene no cuentan con una distribución de probabilidad determinada, la llamada “distribución normal”, además que la medida de evidencia de datos “p” tiene relación con la fiabilidad del estudio y la importancia clínica o significancia estadística de los resultados del mismo cuando menor sea el valor; por consiguiente el test de p (p-value) nos dio un valor <.001, el cual garantiza lo descrito líneas arriba.

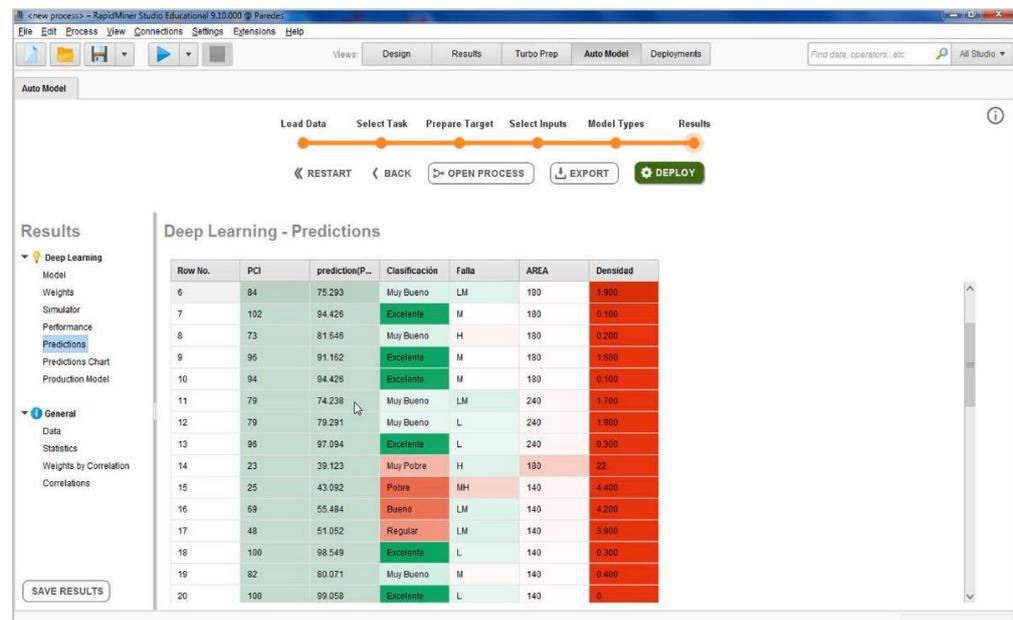
C. Resultados obtenidos mediante la condición funcional del pavimento flexible, en relación al uso de redes neuronales

La comparación significativa para este objetivo está asociada a la estimación de los errores, es importante entender el proceso general y global. Para el proceso de estimación de PCI, se recopilan datos, se procesan, se obtiene la condición funcional del pavimento en términos

de un conjunto de datos, se analizan mediante redes neuronales para producir un modelo predictivo; la evaluación del modelo predictivo se hace a partir del conjunto de datos disponible, el cual de manera automática o manual es dividido en 3 grupos separados: entrenamiento, prueba y verificación.

Específicamente para este trabajo, se utilizaron datos contentivos de instancias (todos los datos recopilados) y etiquetas (datos que se incluyen como datos a predecir, índice numérico del PCI y el rango de PCI) para el análisis mediante redes neuronales. Lo importante en el modelo es la verificación de su precisión media en términos de los errores asociados, tal como se describe en la Tabla 10.

Figura 26.
Resultado de predicciones



Nota: En la gráfica se puede apreciar que el uso de algoritmo de redes neuronales cumple con predecir el PCI y etiquetar los datos ingresados de manera correcta.

Los resultados obtenidos mediante la condición funcional del pavimento flexible, en relación al uso de redes neuronales, son eficientes ya que se observó que la red neuronal cumple con la función de etiquetar los datos para la construcción del modelo predictivo; cabe precisar que una comparación no sería consistente ya que se requiere

alimentar con mayor cantidad de datos el algoritmo para mejorar el modelo.

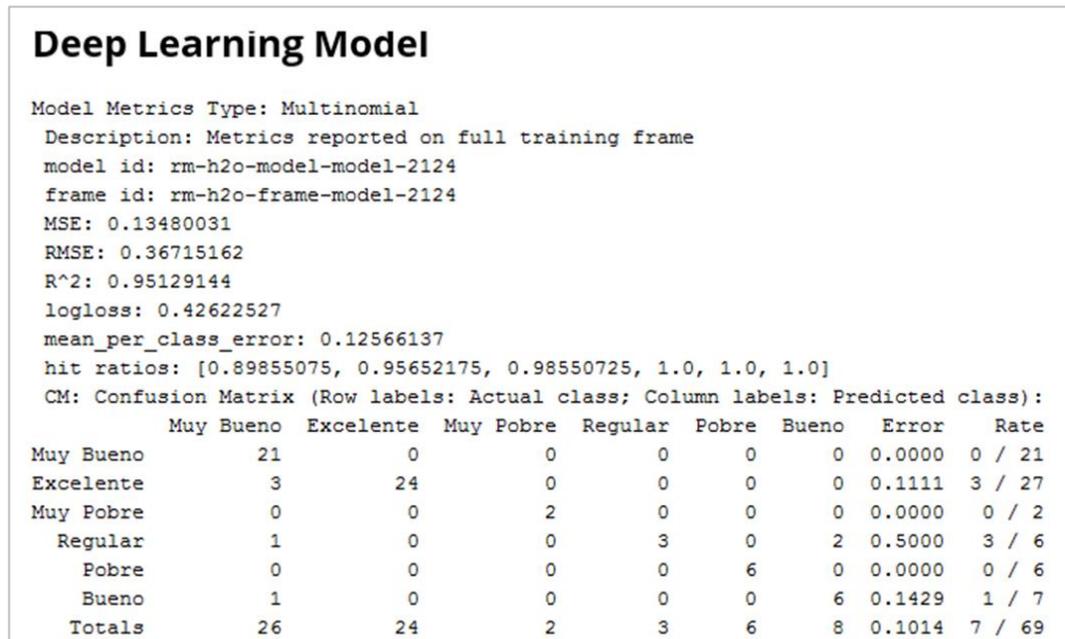
También debe recordarse que para utilizar las redes neuronales es necesario recopilar los datos de campo y seguir el procedimiento del manual ASTM para la estimación del índice de condición de pavimento, de tal forma que ambos procedimientos son complementarios, no excluyentes y que se deben utilizar para mejorar la gestión de vías, mientras un método recopila la información de la situación del pavimento, las redes neuronales son buenas para la predicción y la construcción de un modelo que sirve para la toma de decisiones y la gestión de los pavimentos.

4.2. Generales

Determinar la contribución de las redes neuronales en la estimación de la condición funcional del pavimento flexible, Jirón Túpac Amaru en San Agustín de Cajas, Huancayo, 2021

En aprendizaje automatizado, la metodología difiere de la forma clásica de la estadística descriptiva. La principal métrica para representar la confiabilidad de los resultados es mediante la denominada matriz de confusión que permite visualizar el desempeño del algoritmo:

Figura 27.
Modelo deep learning



Nota: La Figura 27., resume los resultados obtenidos a través del software Rapidminer para el caso de atributo predictor del rango PCI; el cual indica las métricas de la confiabilidad del modelo, con un valor del ajuste R² = 0.951 indica que el modelo posee un muy buen ajuste, se adjunta algoritmo en la investigación. (Ver anexo 8)

La matriz compuesta por columnas y filas expresa lo siguiente: Cada columna representa las predicciones de cada clase, las filas representan las instancias o casos, así se puede observar los aciertos y errores que el modelo construido posee al ser entrenado. Hay 4 opciones o resultados posibles:

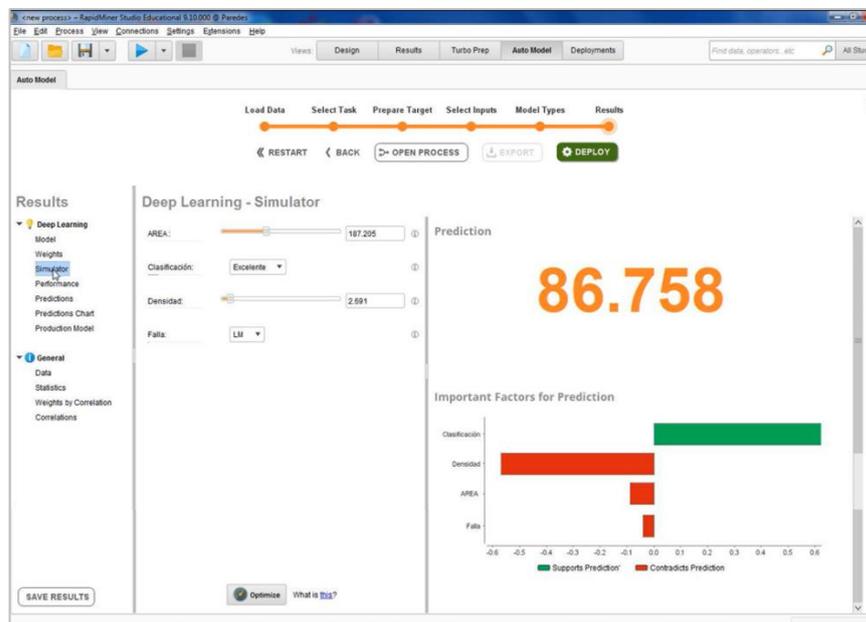
- Verdadero positivo: El valor de la realidad es verdadero, y el algoritmo lo predijo correctamente, que corresponde a la diagonal principal.
- Verdadero negativo: El valor real es de tipo negativo y el algoritmo lo halló también como negativo, los resultados concuerdan con la realidad. En este estudio no se encontraron verdaderos negativos, por ello en la fila superior solo registra los valores verdadero positivo "True".
- Falso negativo: Corresponde a los casos cuando el valor en la realidad es positivo, pero el algoritmo lo clasificó como negativo, este

es el denominado “error tipo II” de la estadística. En la matriz corresponde al triángulo superior de la Figura 27.

- Falso positivo: La realidad dice que el valor es negativo pero el algoritmo dice que es positivo. Este es el “error tipo I”. En la matriz corresponde al triángulo inferior de la Figura 27.

En la presente investigación se halló que el número de falsos positivos y falsos negativos para el caso de deep learning son de 5/65 (7.69%) y de 2/65 (3.07%) respectivamente. Ello se explica en tanto el número total de instancias predichas corresponde a 65, en ese orden se obtuvo 5 falsos positivos y 2 falsos negativos. Ello indica que el error “Tipo I” es de 7.69 % y error “Tipo II” de 3.07%. De igual forma, se señala en el modelo de cada 100 predicciones, 7.69 serán falsos positivos lo que equivale que el 92.31% de las predicciones son exactas.

Figura 28.
Deep learning – simulator



Nota: En la gráfica se puede apreciar que el % de predictibilidad es de 86.76 lo cual indica que el modelo es el óptimo.

La contribución de las redes neuronales en la estimación de la condición funcional del pavimento flexible, Jirón Túpac Amaru en San Agustín de

Cajas, Huancayo, 2021; es del 86.76% lo que indudablemente indica que son significativas, buenas y aceptables; considerando porcentajes aceptables para distribuciones “No normales”, aquellos superiores a 65% (Witten et al, 2016). Por otro lado la verificación hipotética realizada mediante la estimación de los porcentajes de errores “Tipo I” y “Tipo II”, señalan que el modelo de cada 100 predicciones, 7.69 serán falsos positivos lo que equivale que el 92.31% de las predicciones son exactas.

Para destacar el estudio encontró que el error conjunto es de 7.69%, el cual supera los niveles de exactitud obtenidos por la estadística descriptiva e inferencial (Witten et al, 2016).

CAPÍTULO V

DISCUSIÓN DE RESULTADOS

5.1. Especificas

- A.** Luego de analizar la contribución del diseño del modelo predictivo se pudo ver que este contribuye infaliblemente; toda vez que se encontró un error relativo del 11.8 % y un error de clasificación del 36.4% los cuales son aceptables; de igual forma el modelo tiene un buen ajuste ya que el valor del coeficiente de determinación es 0.951, toda vez que 1 es un ajuste lineal perfecto; debido a esto es aceptada la hipótesis propuesta “El diseño del modelo predictivo contribuye eficientemente en la estimación de la condición funcional del pavimento flexible”; de igual forma, estos resultados son reafirmados en la investigación de (Reyes et al., 2019) titulado, “Técnicas de inteligencia artificial utilizadas en el procesamiento de imágenes y su aplicación en el análisis de pavimentos”, realizado en la universidad de Antioquia, las cuales concluyen que las técnicas de inteligencia artificial brindan resultados óptimos a bajos costos para procesar imágenes y su aplicación en el análisis de pavimentos.
- B.** Después de evaluar los resultados de la estimación a partir de datos históricos; la cual se realizó utilizando el test de Shapiro-Wilk y el software MS Excel, se pudo encontrar que el valor del p (p-value) es muy bajo el cual posee un valor $<.001$; lo que indica que el nivel de significancia es mínimo, en consecuencia puede concluirse que los datos

no vienen de una distribución normal y se evidencia la fiabilidad del estudio; por este motivo es aceptada la hipótesis planteada “El resultado de la estimación de la condición del pavimento flexible es óptimo a partir de datos históricos”; asimismo, estos resultados son ratificados en la investigación de (Andrade et al., 2021), titulado “Efectos de la variabilidad de los datos iniciales en el índice de condición del pavimento y predicción de su deterioro”, efectuados en la Ciudad de Riobamba, Ecuador; en la cual quienes realizaron la evaluación concuerdan en que el factor predominante en la variabilidad de resultados por la toma de datos es la cantidad de daños del pavimento exteriorizados por el método usado, esto porque el área urbana carece de las particularidades requeridas para que existan todas ellas.

- C. Al comparar los resultados de la evaluación del PCI, en concordancia al uso de redes neuronales, se puede observar que ambos procedimientos son complementarios, no excluyentes y que se deben utilizar para mejorar la gestión de vías, mientras un método recopila la información de la situación del pavimento, las redes neuronales son buenas para la predicción y la construcción de un modelo que sirva para la toma de decisiones y la gestión de los pavimentos, debido a lo cual se acepta la hipótesis idealizada “Los resultados obtenidos mediante el uso de redes neuronales son eficientes en relación a la condición funcional del pavimento”; adicionalmente, se indica que estos resultados son aceptados en la investigación de (Vila, 2017), ejecutado en la Universidad Nacional del Centro del Perú, la cual lleva por título “Análisis del comportamiento lineal de un sistema multicapa mediante RNA en la carretera panamericana norte”, donde indico que el modelo diseñado fue eficiente, confiable y robusto. Además, señaló que las RNA permite estimar de manera confiable a partir de datos medidos los valores de Módulo de Elasticidad en pavimentos flexibles por medio de pruebas no destructivas como el defléctometro de impacto y los valores de espesores, tipo de material, y condición estructural.

5.2. Generales

Los resultados de la contribución de las redes neuronales para estimar la condición funcional del pavimento flexible, es del 86.76% lo que evidentemente indica que es considerable, buena y aceptable; asimismo muestran un error conjunto “Tipo I” y “Tipo II” del 7.69%, lo cual indica que 92.31% de las predicciones son exactes de igual modo estos están dentro del rango aceptado, superando el nivel de precisión obtenido por la estadística descriptiva e inferencial, por lo tanto, se aprueba la hipótesis propuesta “Las redes neuronales contribuyen significativamente en la estimación de la condición funcional del pavimento flexible, Jirón Túpac Amaru en San Agustín de Cajas, Huancayo, 2021”; aunado a ello, se demuestra que estos resultados son válidos en las investigaciones de (Valderrama et al., 2021), donde indican que las Redes Neuronales Artificiales son eficientes en el ejercicio de predictibilidad sobre el comportamiento de suelos, estructuras, pavimentos, hidráulica y diseño de puentes; por otra parte (Alemán, 2017) quien afirma que por lo general, los métodos para el modelado y la optimización de sistemas estructurales complejos precisan de inmensos instrumentos informáticos; es por eso que las soluciones apoyadas en IA son capaces de brindar excelentes opciones para solucionar los problemas de la manera más eficiente.

CONCLUSIONES

En la investigación los resultados refuerzan los objetivos del estudio, y la discusión confirma las hipótesis idealizadas; todo esto integrado a un proceso de investigación de constante desarrollo y desempeño en inteligencia artificial, nos dio como consecuencia las siguientes conclusiones:

Específicas

- A.** El diseño de un modelo predictivo contribuye eficientemente en la estimación de la condición funcional de pavimento flexible. Ello se confirmó al encontrar que el error relativo es del 11.8 % y un error de clasificación del 36.4% los cuales son aceptables; de igual forma se puede afirmar que el modelo es bueno ya que el valor de ajuste es de 0.951 que es cercano a 1.
- B.** El resultado de la estimación de la condición del pavimento flexible utilizando datos históricos es óptimo, ya que posee un rango no normal, toda vez que se encontró que el valor del p (p value) es $<.001$. Ello se confirmó tras contrastar el valor en la tabla de errores frecuentes donde se indica que si el valor de $e <.05$ el resultado será más fiable.
- C.** Los resultados obtenidos mediante el uso de redes neuronales en comparación a la condición funcional del pavimento, fueron que ambos procedimientos son complementarios no restrictivos. Ellos se confirmaron tras el procesamiento de datos, mientras un método recopila la información; las redes neuronales son buenas para la predicción y toma de decisiones.

Generales

Las redes neuronales son viables y convenientes para su utilización, ya que se encontró un 86.76% de certeza en la predicción de datos en el área de predicción

de los índices PCI; del mismo modo el error conjunto que presenta es del 7.69% y un asertividad de predicción del 92.31%, los cuales están dentro de los parámetros aceptados y superan a la estadística descriptiva e inferencial. Entonces, puede concluirse que las redes neuronales aportan una nueva visión de cómo abordar la construcción de modelos confiables para la estimación de la condición de pavimentos, con ayuda de los algoritmos que incorporan información y metodología emergente que optimiza los análisis con mayores rangos de exactitud.

RECOMENDACIONES

Después de haber realizado la investigación, recopilar opiniones, analizar la problemática actual y necesidad de la población, con el fin de poder comprender los detalles del lugar de estudio, características que presentan en su composición y funcionabilidad; se recomienda a los futuros investigadores lo siguiente:

- Sugerir la posibilidad que incorporen los métodos y herramientas de aprendizaje automatizado como herramientas adicionales a las clásicas herramientas estadísticas descriptivas e inferenciales en el grupo de métodos con que cuentan los ingenieros para abordar y entender fenómenos del mundo real, y la producción de modelos.
- Mejorar la utilización y expandir el uso de las herramientas de aprendizaje automatizado, se recomienda que el conjunto de datos incorpore nuevos atributos que permitan identificar nuevas variables en el fenómeno de deterioro de pavimentos.
- Recopilar de datos de todos los atributos o variables que pudiesen considerarse convenientes e interesantes para el proceso de deterioro de los pavimentos, tales como tráfico vehicular, clima, lluvia, temperaturas, espesor de losas, tipos de agregados utilizados en la mezcla asfáltica, etc., ya que una de las características de los métodos de aprendizaje automatizado está relacionada con el manejo de la denominada big data o las grandes cantidades de datos, en este sentido, sería de gran ayuda contar con una base de datos en la nube con el fin de poder utilizarla, procesarla y tomar las mejores decisiones a través de modelos predictivos.
- Profundizar y realizar mayores estudios e investigaciones, aumentando la base de datos disponible para la evaluación de la pertinencia de su uso en ingeniería vial, con el fin de que las herramientas de aprendizaje automatizado se orienten más a la toma de decisiones, y así se pueda tomar

medidas correctivas oportunamente y no crear gastos innecesarios en mantenimientos de vías, de tal manera que los índices de serviciabilidad en la transitabilidad vehicular y peatonal ofrezcan mayor calidad y confort a los usuarios.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AASHTO, (1993).** *Guide for Design of Pavement Structures*. AASHTO, Washington, D.C. <http://www.Transportation.org>
- AASHTO. (2012).** *Pavement Management Guide*. Technical Report. Washington, DC, USA: American Association of State Highway and Transportation Officials. <http://www.Transportation.org>
- Alemán, D. (2017).** *Técnicas de inteligencia artificial aplicadas a problemas de Ingeniería civil*. *Revista de Arquitectura e Ingeniería*, 3. <https://www.redalyc.org/pdf/1939/193955164005.pdf>
- Andrade, A., Castillo, G., & Chacater, C. (2021).** *Efectos de la variabilidad de los datos iniciales en el índice de condición del pavimento y predicción de su deterioro*. *Revista Digital Novasinerгия*, 4(1), 102-114. <https://doi.org/10.37135/ns.01.07.06>
- Amminudin-Bin, A. L. (2009).** *Relationship between international roughness index (iri) and present serviceability index (psi)*. Master's thesis, Faculty of Civil Engineering - Universiti Teknologi Malaysia. <https://acortar.link/CmMtjW>
- ASTM (1985).** *Symposium on Pavement Maintenance and Rehabilitation*, In Kallas, B. F., American Society for Testing and Materials. & ASTM Committee D-4 on Road and Paving Materials. Pavement maintenance and rehabilitation. Philadelphia, Pa: American Society for Testing and Materials. <https://n9.cl/59fwj>
- ASTM (2020).** *Standard Terminology Relating to Vehicle-Pavement Systems*, West Conshohocken, PA: ASTM International. <https://www.astm.org/>
- ASTM-D-6433 (1999).** *Standard Practice for Roads and Parking Lots Pavement Condition Index Surveys*. American Society for Testing and Materials, West Conshohocken, PA 19428-2959, United States. <https://acortar.link/xOrDP9>
- Banco Mundial (2021).** *Panorama General del Transporte*. <https://acortar.link/PuI7jl>
- Basulto Rodríguez, Y. (2018).** *Integración de la red neuronal convolucional con el algoritmo de función de frontera de objeto para reconocimiento de piezas y detección de defectos*. *Repositorio COMIMSA*. <https://comimsa.repositorioinstitucional.mx/jspui/bitstream/1022/322/1/Tesis%20Ode%20Maestr%C3%ADa%20Yanier%20Basulto%20Rodr%C3%ADguez.pdf>

- Beltrán, C. (2012).** *Evaluación estructural de pavimentos flexibles con métodos de inteligencia artificial y auscultación no destructiva.* México: FCE.
<https://acortar.link/ioGtQ8>
- Chang, J.-R. (2019).** *Asphalt Pavement Performance Analysis Using "Big Data" Computing Approaches.* American Society for Testing and Materials. American Society for Testing and Materials. & ASTM International.
<https://acortar.link/1HCMjk>
- Crispino, Maurizio, Paz, Alexander, & Khadka, Mukesh. (2019).** *Limitations of existing pavement deterioration models and a potential solution.* CRC Press.
<https://acortar.link/zOK6Fn>
- Decreto Supremo 011-2009/MTC. Modificación del Artículo 15 del Reglamento Nacional de Gestión de Infraestructura Vial. El Peruano. Lima 19 de Marzo 2009. (2009).**
- Gao, L., Yu, Y., Hao, R. Y., & Lu, P. (2021).** *Detection of Pavement Maintenance Treatments using Deep-Learning Network.* Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board. <https://acortar.link/kI4pf5>
- González, H., Ruiz, P., & Guerrero, D. (2019).** *Propuesta de metodología para la evaluación de pavimentos mediante el índice de condición del pavimento (pci).* *Ciencia en su PC*, 1(4), 58-71.
- Hernández, R.; Fernández, C. y Baptista P. (2014).** *Metodología de la Investigación.* México: México.
- Jones, R. O., National Research Council. (2004).** *Highway facility design 2004: Including.* Washington, D.C: Thomas B. Deen Distinguished Lecture.
<https://acortar.link/4d6KWw>
- Khabiri, M. M. (2019).** *Statistical Clustering Performance in Pavement Condition Prediction as Decision Supporting System Tool.* Penerbit UTHM.
<https://acortar.link/qmSlxX>
- Kumar, A., ProQuest (Firm), & University of North Carolina at Charlotte. (2019).** *Predictive maintenance optimization framework for pavement management.*
<https://acortar.link/kyGwnw>
- Microsoft (2022).** *Analysis Services: Microsoft Neural Network Algorithm.*
<https://acortar.link/IDCKtl>
- Mierswa, I., & Klinkenberg, R. (2018).** *RapidMiner Studio (9.1).* Data Science,

machine learning, predictive analytics. <https://rapidminer.com/>

- Ministerio de Transportes y Comunicaciones (2021).** *Informe de Evaluación de Resultados. Plan Estratégico Institucional 2021-2023.* Oficina General de Planificación y Presupuesto, GTT. [https://www.proviasdes.gob.pe/apcmportal/Normas/Informe_Evaluacion_PEI_\(2020-2023\)Año_2020.pdf](https://www.proviasdes.gob.pe/apcmportal/Normas/Informe_Evaluacion_PEI_(2020-2023)Año_2020.pdf)
- Mohammad, H. A., Coe, J. T., Abboud, B. E., Darvish, K., Faheem, Ahmed F., Coe, Joseph Thomas, Abboud, Bechara E., Darvish, Kurosh. (2019).** *Data-driven modeling of in-service performance of flexible pavements, using life-cycle information.* Temple: Temple University Libraries. <https://acortar.link/iXwLoY>
- Mubaraki, M. (2016).** *Highway subsurface assessment using pavement surface distress and roughness data.* International Journal of Pavement Research and Technology, 7, 393–402.
- Municipalidad de Huancayo. (2021).** *Plan de Desarrollo Urbano, Distrito San Agustín de Cajas, Huancayo, Junín. 2021. San Agustín de Cajas.*
- Panduro, C. (2020).** *Evaluación superficial del pavimento en la Av. Sebastián Lorente, Cercado de Lima, mediante el método de índice de condición de pavimento (PCI), en el año 2020.* Lima: Universidad Tecnológica del Perú. https://repositorio.utp.edu.pe/bitstream/handle/20.500.12867/3339/Cristhian%20Panduro_Trabajo%20de%20Investigacion_Bachiller_2020.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- Paytán, J. (2018).** *Estimación del índice de regularidad internacional en pavimentos flexibles usando redes neuronales artificiales.* Huancavelica: Universidad Nacional De Huancavelica. <http://repositorio.unh.edu.pe/handle/UNH/2108>
- Pereda, C.V. (2014).** *Índice de Condición de Pavimento de la Carretera de Cajamarca-La Colpa.* Universidad Nacional de Cajamarca, Perú. Tesis de Grado <https://acortar.link/poq1D>
- Prasad, J. R., Kanuganti, S., Bhanegaonkar, P. N., Kumar-Sarkar, A., and Arkatkar, S. (2013).** *Development of relationship between roughness (iri) and visible surface distresses: A study on pmgsy roads.* Procedia - Social and Behavioral Sciences, 16. <https://cyberleninka.org/article/n/159577/viewer>
- Proyecto de Decreto Supremo que modifica el Reglamento Nacional de Gestión de Infraestructura Vial, D.S. N° 034-2008-MTC (2016).**

<https://busquedas.elperuano.pe/normaslegales/proyecto-de-decreto-supremo-que-modifica-el-reglamento-nacio-resolucion-ministerial-no-791-2016-mtc0102-1438466-1/>

- Rada, G. R., Nazarian, S., Visintine, B. A., Siddharthan, R., Thyagarajan, S., Sivaneswaran, N. (2016).** *Pavement structural evaluation at the network level.* United States: University of Nevada, Reno. <https://acortar.link/gM75fr>
- Reyes-Ortiz, O., Mejia, M., & Useche-Castelblanco, J. (2019).** *Técnicas de inteligencia artificial utilizadas en el procesamiento de imágenes y su aplicación en el análisis de pavimentos.* *Revista EIA*, 16(31). <https://www.redalyc.org/journal/1492/149258931014/html/>
- Ríos, N.X., Bacca, B., Caicedo Bravo, E., & Orobio Quiñónez, A. (2020).** *Revisión de métodos para la clasificación de fallas superficiales en pavimentos flexibles.* *Ciencia e Ingeniería Neogranadina*, 30(2), 109-127. <https://acortar.link/s7153m>
- Roberts, R., Inzerillo, L., & Di, M. G. (2021).** *Exploiting Data Analytics and Deep Learning Systems to Support Pavement Maintenance Decisions.* *Applied Sciences*, 26. <https://acortar.link/KadAwu>
- Rodríguez, Edgar (2020).** *Cálculo del Índice de Condición de Pavimento Flexible en la Avenida Luis Montero, Distrito de Castilla.* Piura: Universidad de Piura, 2013, <https://acortar.link/RgXG5M>
- Ruiz, M., Ramírez, L., Navarrina, F., Aymerich, M., & López-Navarrete, D. (2019).** *A mathematical model to evaluate the impact of the maintenance strategy on the service life of flexible pavements.* *Mathematical Problems in Engineering*, 1, 10. <https://doi.org/10.1155/2019/9480675>.) Hindawi. <https://acortar.link/TDAXD7>
- Sayers, M.W. and S.M. Karamihas (1996).** *The Little Book of Profiling.* Michigan: University of Michigan Transportation Research Institute. www.umtri.umich.edu/erd/roughness.
- Svenson, K., McRobbie, S., Alam, M., & Högskolan Dalarna. (2019).** *Detecting road pavement deterioration with finite mixture models.* *International Journal of Pavement Engineering*, 20 (4). <https://acortar.link/1jmcU2>
- Tello, L., Aguirre, P., Hernández, F., & Díaz, J. (2021).** *Evaluación de daños en pavimento flexible usando fotogrametría terrestre y redes neurales.* *TecnoL*, 24(50), 59-71. <https://doi.org/10.22430/22565337.1686>.
- Timm, D. H. and Turochy, R. E. (2014).** *Pavement condition model based on auto-*

- mated pavement distress surveys. Alabama: Department of Transportation.*
- Valderrama, F., Chávez, D., Muñoz, S., Tuesta, V., & Mejía, H. (2021).** *Importancia de las redes neuronales artificiales en la ingeniería civil: Una revisión sistemática de la literatura. ITECKNE, 18(1).* <https://doi.org/10.15332/iteckne.v18i1.2542>
- Vásquez (2002).** *Pavement Condition Index (PCI) para pavimentos asfáltico y de concreto en carreteras* <https://snavarro.files.wordpress.com/2008/08/manual-pci1.pdf>
- Vidya, R., Santhakumar, S. M., and Mathew, S. (2013).** *Estimation of IRI from PCI in construction work.* ACEE Int. J. on Civil and Environmental Engineering. <https://acortar.link/aTE2Po>
- Vila, R., (2017).** *Análisis del comportamiento lineal de la estructura del pavimento flexible mediante redes neuronales en la carretera Panamericana Norte.* Tesis de Grado, Universidad Nacional del Centro del Perú. <https://acortar.link/mqkGHU>
- Witten, E. F. (2016).** *Data Mining. Practical Machine Learning Tools and Techniques.* *Frontiers in Behavioral Neuroscience.* <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fnbeh.2018.00036/full>
- Yang, K., Swanson, K., Jin, W., Coley, C., Eiden, P., Gao, H., Barzilay, R. (2019).** *Analyzing Learned Molecular Representations for Property.* *J. Chem. Inf. Model., 59.* <https://pubs.acs.org/doi/pdf/10.1021/acs.jcim.9b00237>
- Zhou, Q., Okte, E., & Al-Qadi, I. L. (July 24, 2021).** *Predicting Pavement Roughness Using Deep Learning Algorithms.* Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board. <https://acortar.link/illwky>

ANEXOS

Tabla 13.
Matriz de consistencia

PROBLEMAS	OBJETIVOS	HIPOTESIS	JUSTIFICACIÓN	MARCO TEÓRICO	VARIABLE E INSTRUMENTO	METODOLOGÍA	PROCEDIMIENTO DE LA INVESTIGACIÓN	FUENTES BIBLIOGRÁFICAS
<p>PG: ¿Cómo las redes neuronales contribuyen en la estimación de la condición funcional del pavimento flexible, Jirón Túpac Amaru, San Agustín de Cajas, Huancayo, 2021?</p> <p>PE.1: ¿Cómo el diseño del modelo predictivo contribuye en la estimación de la condición funcional del pavimento flexible?</p>	<p>OG: Determinar la contribución de las redes neuronales en la estimación de la condición funcional del pavimento flexible, Jirón Túpac Amaru en San Agustín de Cajas, Huancayo, 2021.</p> <p>OE.1: Analizar la contribución del diseño del modelo predictivo en la estimación de la condición funcional del pavimento flexible.</p>	<p>HG: Las redes neuronales contribuyen significativamente en la estimación de la condición funcional del pavimento flexible, Jirón Túpac Amaru en San Agustín de Cajas, Huancayo, 2021</p> <p>HE.1: El diseño del modelo predictivo contribuye eficientemente en la estimación de la condición funcional del pavimento flexible</p>	<p>Social:</p> <p>El diseñar un modelo para la estimación de la capacidad funcional de pavimentos flexibles fundamentado en redes neuronales; contribuirá con la población involucrada, al posibilitar un método de bajo costo y eficiente en la predictibilidad; la cual generará conectividad y continuidad entre sus vías principales, por ende sus contribuciones más importantes serán la reducción de costos de transporte, incremento de rentabilidad de las actividades productivas y la reducción de costos de transacción, la cual enfrentan especialmente los productores para su integración a los mercados, asimismo se notará la reducción de tiempos de movilización, desplazamiento de personas y mercancías, las cuales dotaran de condiciones de transitabilidad vehicular que permitan el traslado de carga y de personas; de tal manera que el modelo predictivo se use como un nuevo método para la elaboración de estudios de pre inversión e inversión, así como la puesta en práctica de soluciones eficientes.</p>	<p>Antecedentes:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Artículo científico: Efectos de la variabilidad de los datos iniciales en el índice de condición del pavimento y predicción de su deterioro. (Andrade et al., 2021). • Artículo científico: Evaluación de daños en pavimento flexible usando fotogrametría terrestre y redes neuronales, (Tello et al., 2021). • Artículo científico: Importancia de las redes neuronales artificiales en la ingeniería civil: Una revisión sistemática de la literatura. (Valderrama et al., 2021). • Tesis de pre grado: Optimización metaheurística en el diseño de pavimentos rígidos. (Sedano y Sedano, 2020) 	<p>Variable dependiente:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Pavimento <p>Los pavimentos son estructuras diseñadas para entregar al usuario seguridad y comodidad al conducir, esto significa que el camino debe tener la condición funcional acorde a la demanda solicitada. (Zevallos, 2018). Para la variable indicada se medirá el índice de condición de pavimento (PCI).</p> <p>Variable independiente:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Redes neuronales <p>Las redes neuronales son herramientas computacionales adecuadas para diseñar modelos predictivos, fundamentados en datos históricos (Zhou et al., 2021). Para la variable indicada se medirá el aprendizaje automatizado, datos, patrones, resultados futuros y algoritmos.</p>	<p>Nivel de investigación:</p> <p>El nivel es de tipo descriptivo explicativo.</p> <p>Tipo de investigación:</p> <p>El tipo de investigación será aplicada.</p>	<p>Fase de pre campo (Planeamiento y organización):</p> <ul style="list-style-type: none"> - Identificar el tramo de intervención para el desarrollo de la presente investigación. - Solicitar autorización previa coordinación con las autoridades para el uso de espacios públicos y archivo municipal. - Conformación del equipo técnico. - Construcción y validación de los Instrumentos por expertos (Formato de Evaluación PCI). 	<p>AASHTO, (1993). Guide for Design of Pavement Structures. AASHTO, Washington, D.C. http://www.Transportation.org</p> <p>AASHTO. (2012). Pavement Management Guide. Technical Report. Washington, DC, USA: American Association of State Highway and Transportation Officials. http://www.Transportation.org</p> <p>ASTM (2020). Standard Terminology Relating to Vehicle-Pavement Systems, West Conshohocken, PA: ASTM International. https://www.astm.org/</p> <p>ASTM-D-6433 (1999). Standard Practice for Roads and Parking Lots Pavement Condition Index Surveys. American Society for Testing and Materials, West Conshohocken, PA 19428-2959, United States. https://www.astm.org/Standards/E867.htm</p> <p>Chang, J.-R. (2019). Asphalt Pavement Performance Analysis Using "Big Data" Computing Approaches. American Society for Testing and Materials. American Society for Testing and Materials. & ASTM International. https://books.google.co.ve/books/about/Asphalt_Pavement_Performance_Analysis_Us.html?id=20B8zgEACAAJ&redir_esc=y</p> <p>Gao, L., Yu, Y., Hao, R. Y., & Lu, P. (2021). Detection of Pavement</p>

PE.2: ¿Cuál es el resultado de la estimación de la condición funcional del pavimento flexible a partir de datos históricos?

OE.2: Evaluar el resultado de la estimación de la condición funcional del pavimento flexible a partir de datos históricos.

HE.2: El resultado de la estimación de la condición del pavimento flexible es óptimo a partir de datos históricos

Teórica:

Desde el punto de vista teórico y científico, el enfoque de técnicas de ciencias de los datos y en particular de machine learning no supervisado, abren la posibilidad de contar con nuevas herramientas para la comprensión del fenómeno de deterioro de las condiciones del pavimento de vías, en el caso particular de la presente investigación, la finalidad es la creación de un modelo de estimación de índice de condición de pavimento, sin recurrir a fórmulas empíricas derivadas en otros contextos y situaciones, considerándose que los datos recopilados expresan mejor la situación local y que los algoritmos reflejan mejor el análisis y la predicción de daños en pavimentos flexibles la cual mejorara el transporte vial en nuestra región.

Metodológica:

Desde el punto de vista metodológico, se están incorporando nuevas herramientas y metodologías para analizar, estudiar y procurar modelos predictivos que se separan de los métodos tradicionales y que poseen algunas limitaciones que no permiten la comprensión total del fenómeno en términos de predicción. Esta investigación persigue aportar una experiencia novedosa en la aplicación de técnicas de aprendizaje no supervisado, que puedan replicarse en investigaciones del área a nivel académico y durante el ejercicio profesional.

Estos métodos de aprendizaje automatizado según la literatura (Witten et al, 2018) funcionan con mayor eficiencia y precisión cuando los datos son dispersos y tienen una alta variabilidad.

Teoría de investigación:

- Protocol american association of state highway and transportation officials (AASHTO)
- Redes neuronales
- Gestión de pavimento
- Ventajas de las redes neuronales para la ingeniería vial

Técnica de recolección de datos:

- Identificación
- Coordinación
- Conformación de equipos
- Descripción
- Medición y cotejo
- Marcaje de muestras
- Inspección visual

Diseño de investigación:

El diseño de la investigación es no experimental ya que no se manipulan las variables.

Fase de campo (Recolección de datos):

- Identificar las fallas superficiales presente en el pavimento flexible a través de una inspección visual.
- Toma de datos de campo para determinar el PCI presente en el pavimento flexible.

PE.3: ¿Cuál es la diferencia entre los resultados obtenidos mediante la condicional funcional del pavimento flexible, en relación al uso de redes neuronales?

OE.3: Comparar los resultados obtenidos mediante la condición funcional del pavimento flexible, en relación al uso de redes neuronales.

HE.3: Los resultados obtenidos mediante el uso de redes neuronales son eficientes en relación a la condición funcional del pavimento

Normatividad:

- Reglamento nacional de gestión de infraestructura vial, aprobado por D.S. N.º 034-2008-MTC y modificaciones.
- ASTM international (American society for testing and materials) D6433-03: Procedimientos estándar para la inspección del índice de condición del pavimento en caminos y estacionamientos.

Instrumentos de recolección de datos:

- Formato de evaluación (PCI)
- Plano de distribución
- Álbum de imágenes (Panel fotográfico)

Población:

La población corresponde a la totalidad de los tramos de las vías asfaltadas del Distrito de San Agustín de Cajas, la cual comprende un total de 9 ejes viales.

Muestra:

La muestra corresponde al Jirón Túpac Amaru (Tramo: Psje. Alfonso Ugarte y la Avenida Camino de los Incas).

Fase de gabinete (Procesamiento de datos):

- Tabulación general de datos.
- Implementación y modelación predictiva
- Generación de reportes obtenidos del software.
- Interpretación y análisis del modelo predictivo.
- Informe de investigación.

Maintenance Treatments using Deep-Learning Network. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board. <http://journals.sagepub.com/home/trr>

Kumar, A., ProQuest (Firm), & University of North Carolina at Charlotte. (2019). Predictive maintenance optimization framework for pavement management. https://www.iowadot.gov/design/dm anual/03K-02/nchrp_rpt_659.pdf

Ministerio de Transportes y Comunicaciones (2015). Oficina general de Planificación y Presupuesto, GTT. [https://www.proviasdes.gob.pe/apc mportal/Normas/Informe_Evaluacio n_PEI_\(2020-2023\)Año_2020.pdf](https://www.proviasdes.gob.pe/apc mportal/Normas/Informe_Evaluacio n_PEI_(2020-2023)Año_2020.pdf)

Mubaraki, M. (2016). Highway subsurface assessment using pavement surface distress and roughness data. International Journal of Pavement Research and Technology, 7, 393–402.

Rada, G. R., Nazarian, S., Visintine, B. A., Siddharthan, R., Thyagarajan, S., Sivaneswaran, N. (2016). Pavement structural evaluation at the network level. United States: University of Nevada, Reno. <https://www.fhwa.dot.gov/publicatio ns/research/infrastructure/pavements /15074/15074.pdf>

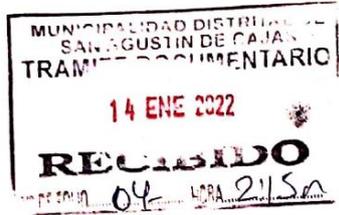
Vila, R., (2017). Análisis del comportamiento lineal de la estructura del pavimento flexible mediante redes neuronales en la carretera Panamericana Norte. Universidad Nacional del Centro del Perú.

Zhou, Q., Okte, E., & Al-Qadi, I. L. (July 24, 2021). Predicting Pavement Roughness Using Deep Learning Algorithms. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board. <https://journals.sagepub.com/doi/abs /10.1177/03611981211023765>

Tabla 14.*Matriz de operacionalización de variables*

VARIABLE I X: INDEPENDIENTE	DIMENSIONES	INDICADORES	UNIDAD DE MEDIDA	INSTRUMENTO	TÉCNICA	FUENTE
Redes neuronales: Herramientas computacionales adecuadas para diseñar modelos predictivos, mediante técnicas de aprendizaje no supervisado (Zhou et al, 2021).	Modelo predictivo	<ul style="list-style-type: none"> • Aprendizaje Automatizado • Datos • Patrones • Resultados futuros 	<ul style="list-style-type: none"> • Benchmarks • Numérico • Patrón • Numérico 	Tabla de datos (Elaboración propia)	Tabulación, selección de datos, procesamiento de software	Área de estudio
	Datos históricos	<ul style="list-style-type: none"> • Datos • Algoritmos 	<ul style="list-style-type: none"> • Numéricos • Benchmarks 			
VARIABLE I X: INDEPENDIENTE	DIMENSIONES	INDICADORES	UNIDAD DE MEDIDA	INSTRUMENTO	TÉCNICA	FUENTE
Pavimento flexible: Los pavimentos son estructuras diseñadas para entregar al usuario seguridad y comodidad al conducir, esto significa que el camino debe tener la condición funcional acorde a la demanda solicitada. (Zevallos, 2018)	Condición funcional del pavimento flexible	<ul style="list-style-type: none"> • Índice de condición de pavimento (PCI) 	<ul style="list-style-type: none"> • Rango (0-100) 	Formato de evaluación PCI-02 (Andrade et al., 2021)	Observación y medición.	Área de estudio

Anexo 03: Consentimiento informado



159 .

CARGO

SOLICITUD: AUTORIZACION PARA
REALIZAR TRABAJO DE INVESTIGACIÓN

CONSENTIMIENTO INFORMADO

SEÑOR:

VICTOR JORGE CHIPANA CARRASCO

ALCALDE DE LA MUNICIPALIDAD DISTRITAL DE SAN AGUSTIN DE CAJAS

Presente. -

Yo, MAITA BORJA, Dennis Memo, identificado con D.N.I. N° 76386869, con domicilio en la Calle Los Manzanos N.° 150 – Urb. Alto La Merced, Distrito de Huancayo, Bachiller en Ingeniería Civil, tesista en el área de transporte y urbanismo de la UNIVERSIDAD PERUANA LOS ANDES.

Solicito a su distinguida persona autorización para la toma de datos de campo en función al Plan de Tesis aprobado mediante RESOLUCIÓN N° 4082-2021-DFI-UPLA, el cual tiene por título: "REDÉS NEURONALES PARA LA ESTIMACIÓN DE LA CONDICIÓN FUNCIONAL DEL PAVIMENTO FLEXIBLE, JIRÓN TÚPAC AMARU, SAN AGUSTÍN DE CAJAS, 2021", para lo cual debo realizar la Inspección de la vía mediante el método PCI (Índice de Condición de Pavimento) en el Jr. Túpac Amaru, con el objetivo de determinar la severidad, cantidad y clase de fallas existentes; para así poder identificar el tipo de intervención que se realizara y posteriormente proponer un modelo matemático para la estimación de la condición funcional del pavimento flexible fundamentado en redes neuronales.

Sin otro particular, quedo de usted.

- Adjunto:
- Resolución de aprobación de plan de tesis
- Copia de DNI

Huancayo, 14 de enero de 2022

Atte.

MAITA BORJA, Dennis Memo
DNI: 76386869
CELULAR: 921359097

Anexo 04: Álbum de imágenes



Nota: Falla 11 – Parcheo y acometidas de servicios públicos, se puede observar un área que fue reemplazada con material nuevo para reparar el pavimento existente, en base a lo observado en campo se considera de severidad alta, por lo cual se recomienda la sustitución del parche. (Vásquez, 2002).



Nota: Falla 11 – Parcheo y acometidas de servicios públicos, se puede observar un área que fue reemplazada con material nuevo para reparar el pavimento existente, en base a lo observado en campo se considera de severidad alta, por lo cual se recomienda la sustitución del parche. (Vásquez, 2002).



Nota: Falla 11 – Parcheo y acometidas de servicios públicos, se puede observar un área que fue reemplazada con material nuevo para reparar el pavimento existente, en base a lo observado en campo se considera de severidad baja, por lo cual se recomienda no hacer nada. (Vásquez, 2002).



Nota: Falla 07 – Grieta de borde, se puede observar el borde del pavimento que esta dañado cuyo origen se dio por las condiciones climáticas que soporta el Distrito, según lo que se observó en campo se considera de severidad media, por lo cual se recomienda un sellado de grietas, parcheo parcial o profundo. (Vásquez, 2002).



Nota: Falla 07 – Grieta de borde, se puede observar el borde del pavimento que esta dañado cuyo origen se dio por las condiciones climáticas que soporta el Distrito como la precipitación constante y las temperaturas erráticas que sufre nuestra Provincia, según lo que se observó en campo se considera de severidad media, por lo cual se recomienda un sellado de grietas, parcheo parcial o profundo. (Vásquez, 2002).



Nota: Falla 07 – Grieta de borde, se puede observar el borde del pavimento que esta dañado cuyo origen se dio por las condiciones climáticas que soporta el Distrito, según lo que se observó en campo se considera de severidad alta, por lo cual se recomienda un parcheo parcial o profundo. (Vásquez, 2002).



Nota: Falla 13 – Huecos, se puede observar depresiones considerables en la superficie del pavimento, en base a la evaluación se pudo observar que se trata de una falla con severidad alta, por lo cual se recomienda un parcheo profundo. (Vásquez, 2002).



Nota: Falla 13 – Huecos, se puede observar depresiones considerables en la superficie del pavimento, en base a la evaluación se pudo observar que se trata de una falla con severidad media, por lo cual se recomienda un parcheo parcial o profundo. (Vásquez, 2002).



Nota: Se aprecia la configuración de los vehículos que transitan por esta importante vía; T3S3, tractor agrícola y vehículos livianos, cabe indicar que la vía es tipo colectora, la cual distribuye toda la carga vehicular y es el enlace que conecta a las demás vías, por lo tanto hace su fácil accesibilidad, para llegar a cualquier destino del Distrito.



Nota: Falla 03 – Agrietamiento en bloque, se puede apreciar grietas interconectadas que dividen al pavimento en pedazos, de la evaluación se evidencia que se trata de una falla con severidad media, por lo cual se recomienda un sellado de grietas, reciclado superficial. Escarificado en caliente y sobre carpeta parcheo parcial o profundo. (Vásquez, 2002).



Nota: Falla 13 – Huecos, se puede observar depresiones considerables en la superficie del pavimento, en base a la evaluación se pudo observar que se trata de una falla con severidad media, por lo cual se recomienda un parcheo parcial o profundo. (Vásquez, 2002).



Nota: Falla 14 – Cruce de vía férrea, se puede la av. Ferrocarril, para el cual no se considera ningún tipo de daño, por lo cual se recomienda no hacer nada, cabe resaltar que este tramo no se encuentre dentro de la investigación y se tomaron ningún tipo de muestra. (Vásquez, 2002).



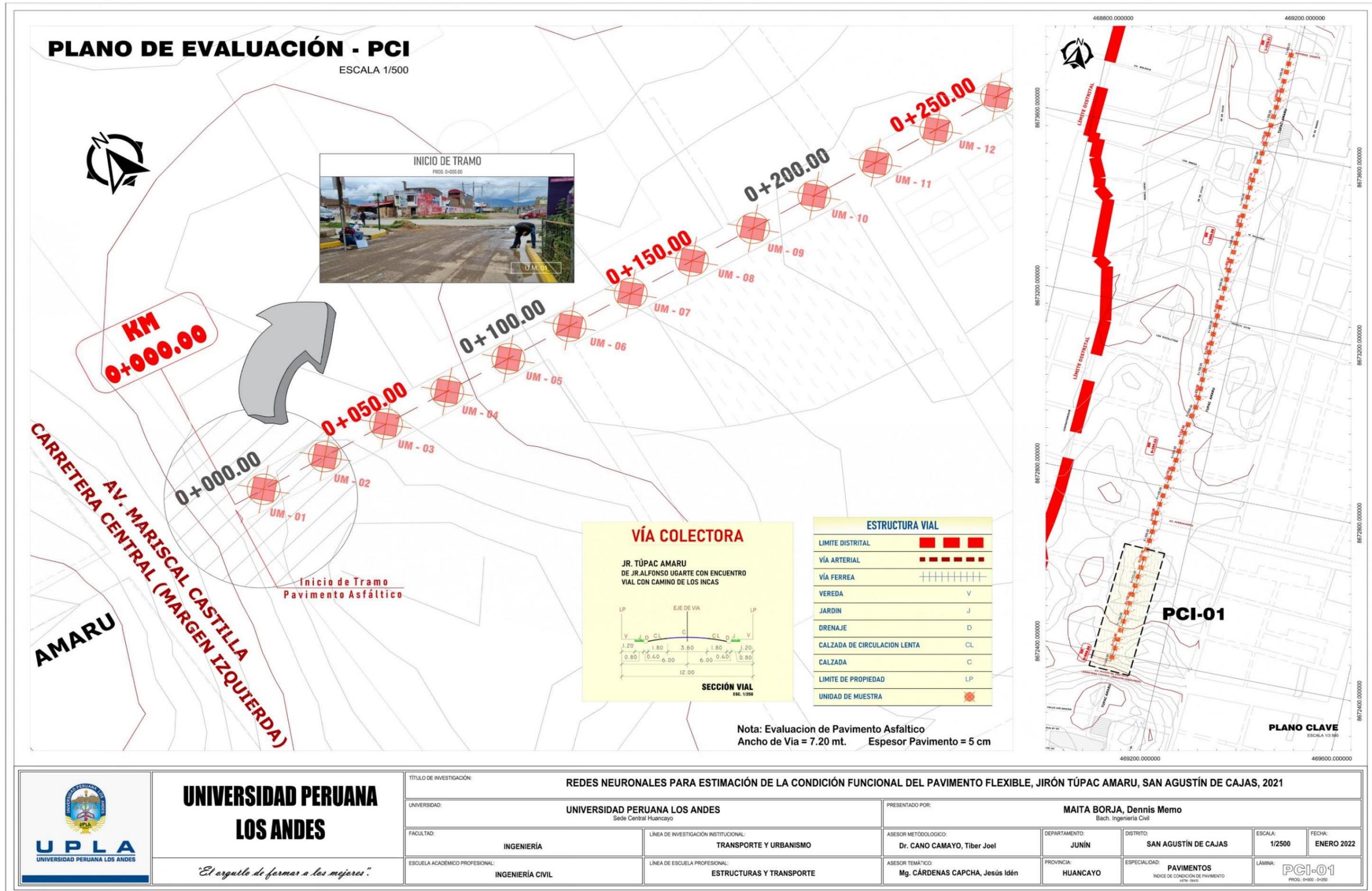
Nota: Falla 13 – Huecos, se puede observar depresiones considerables en la superficie del pavimento, en base a la evaluación se pudo observar que se trata de una falla con severidad media, por lo cual se recomienda un parcheo parcial o profundo. (Vásquez, 2002).



Nota: Falla 13 – Huecos, se puede observar depresiones considerables en la superficie del pavimento, en base a la evaluación se pudo observar que se trata de una falla con severidad media, por lo cual se recomienda un parcheo parcial o profundo. (Vásquez, 2002).

Nota: Falla 03 – Agrietamiento en bloque, se puede apreciar grietas interconectadas que dividen al pavimento en pedazos, de la evaluación se evidencia que se trata de una falla con severidad media, por lo cual se recomienda un sellado de grietas, reciclado superficial. Escarificado en caliente y sobre carpeta parcheo parcial o profundo. (Vásquez, 2002).

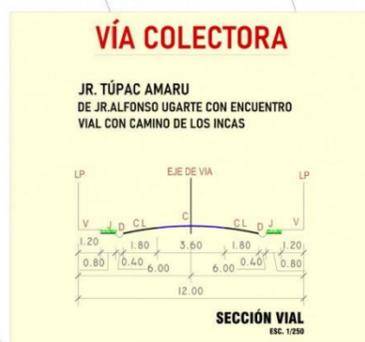
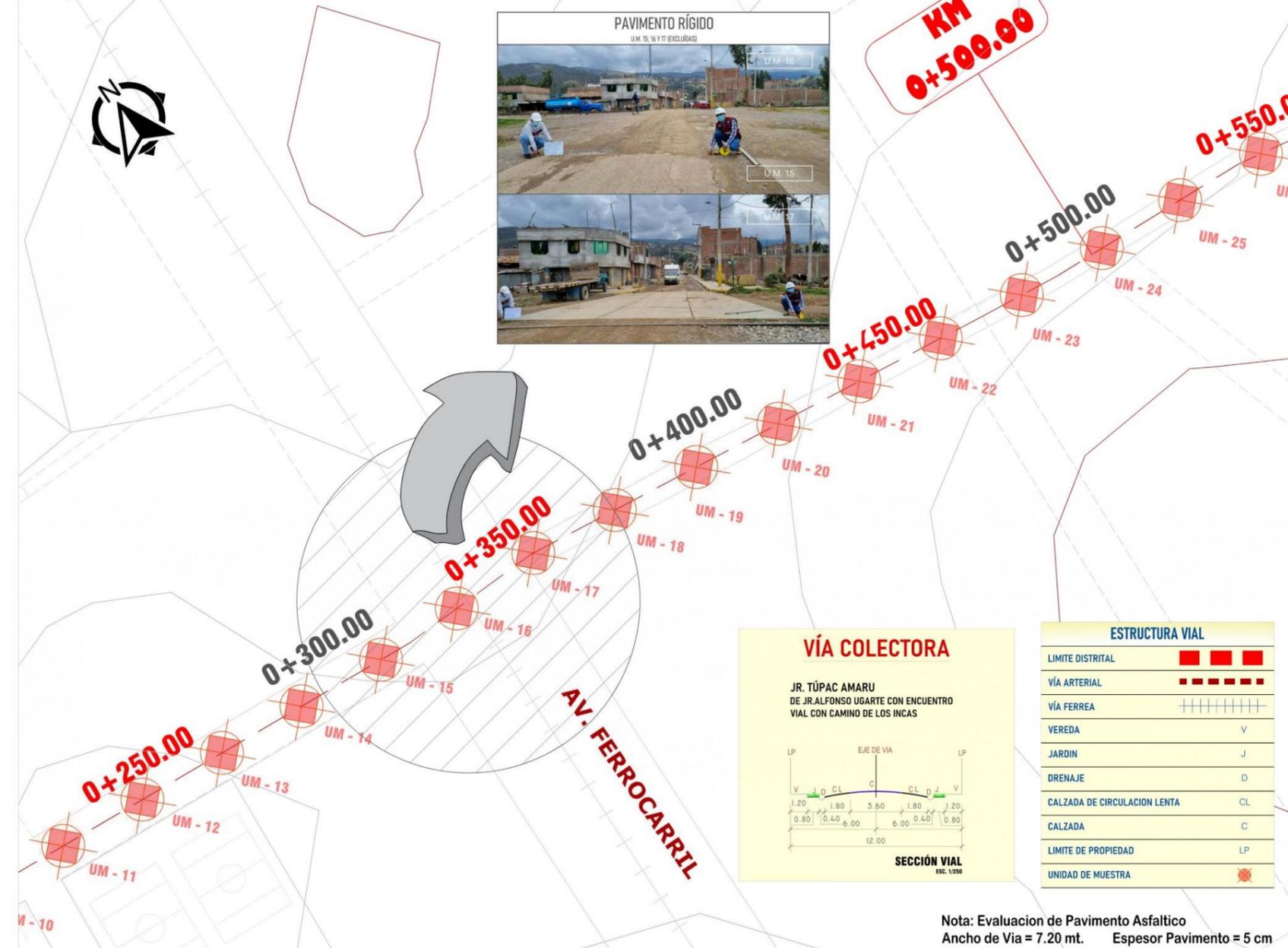
Anexo 05: Planos - Unidades muestrales



 UNIVERSIDAD PERUANA LOS ANDES <i>"El orgullo de formar a los mejores"</i>	TÍTULO DE INVESTIGACIÓN: REDES NEURONALES PARA ESTIMACIÓN DE LA CONDICIÓN FUNCIONAL DEL PAVIMENTO FLEXIBLE, JIRÓN TÚPAC AMARU, SAN AGUSTÍN DE CAJAS, 2021	
	UNIVERSIDAD: UNIVERSIDAD PERUANA LOS ANDES Sede Central Huancayo	PRESENTADO POR: MAITA BORJA, Dennis Memo Bach. Ingeniería Civil
	FACULTAD: INGENIERÍA	LÍNEA DE INVESTIGACIÓN INSTITUCIONAL: TRANSPORTE Y URBANISMO
	ASESOR TEMÁTICO: Mg. CÁRDENAS CAPCHA, Jesús Idén	DEPARTAMENTO: JUNÍN
ESCUELA ACADÉMICO PROFESIONAL: INGENIERÍA CIVIL	LÍNEA DE ESCUELA PROFESIONAL: ESTRUCTURAS Y TRANSPORTE	ASESOR METODOLÓGICO: Dr. CANO CAMAYO, Tiber Joel
		DEPARTAMENTO: UNIVERSIDAD PERUANA LOS ANDES
		DISTRITO: SAN AGUSTÍN DE CAJAS
		ESPECIALIDAD: PAVIMENTOS ÍNDICE DE CONDICIÓN DE PAVIMENTO MÉTR. 0-1000
		ESCALA: 1/2500
		FECHA: ENERO 2022
		LÁMINA: PCI-01 PROG. 0+000 - 0+250

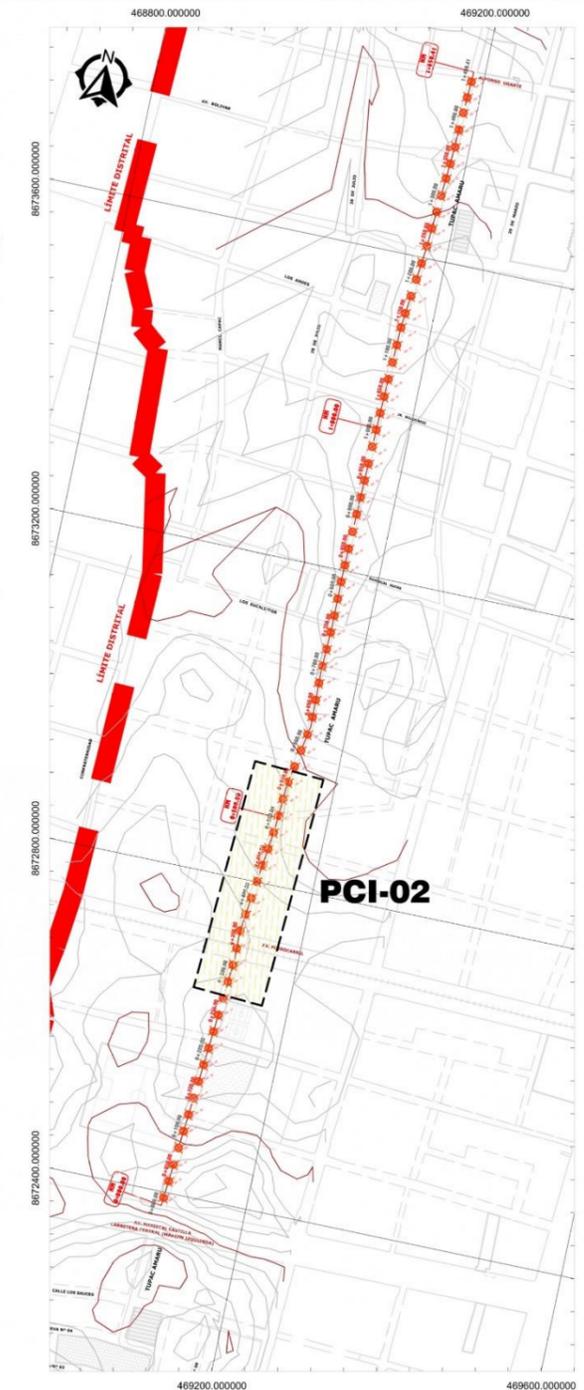
PLANO DE EVALUACIÓN - PCI

ESCALA 1/500



ESTRUCTURA VIAL	
LIMITE DISTRITAL	■ ■ ■
VÍA ARTERIAL	■ ■ ■ ■ ■
VÍA FERREA	
VEREDA	V
JARDIN	J
DRENAJE	D
CALZADA DE CIRCULACION LENTA	CL
CALZADA	C
LIMITE DE PROPIEDAD	LP
UNIDAD DE MUESTRA	⊗

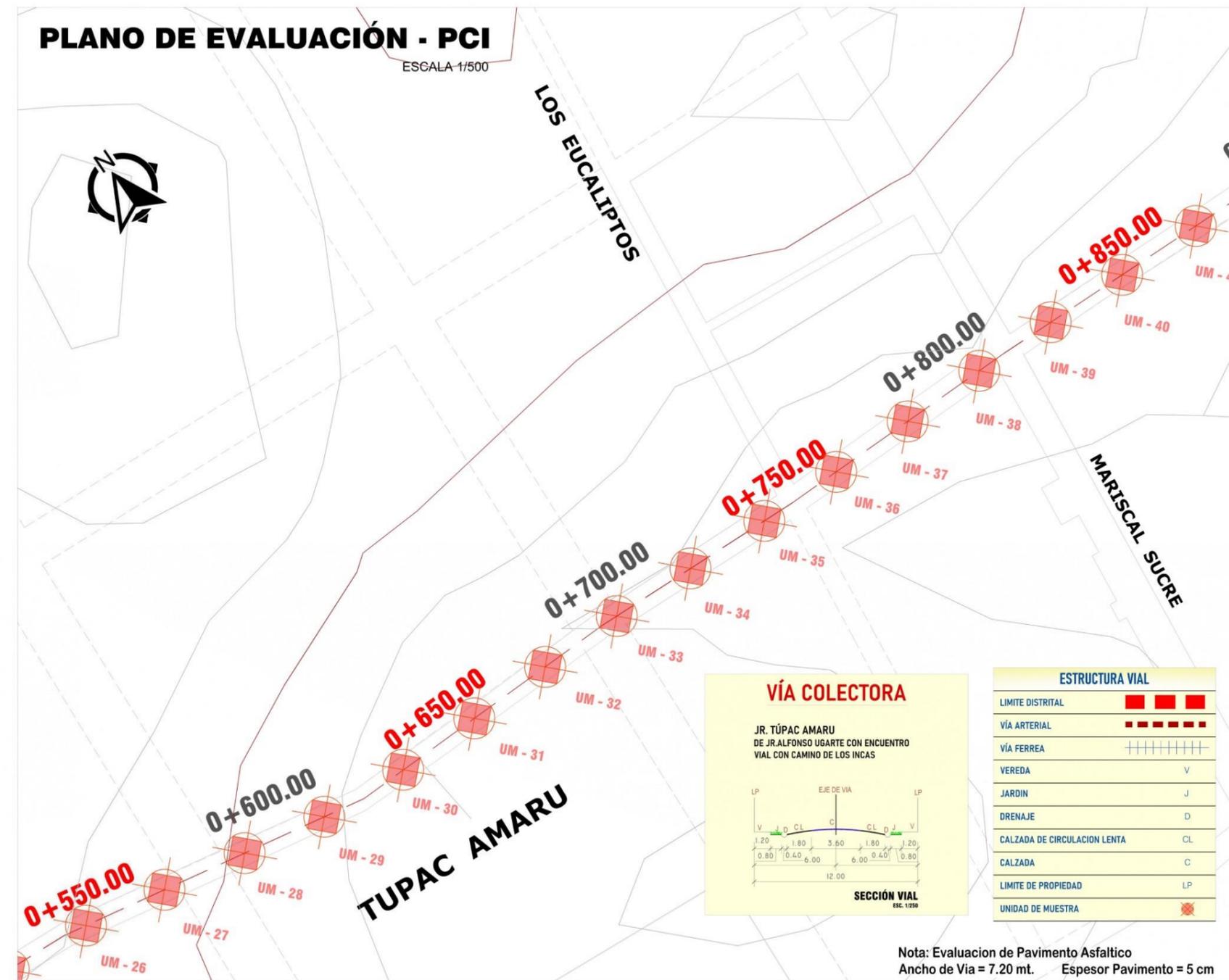
Nota: Evaluacion de Pavimento Asfaltico
Ancho de Via = 7.20 mt. Espesor Pavimento = 5 cm



<p>UNIVERSIDAD PERUANA LOS ANDES <i>"El orgullo de formar a los mejores."</i></p>	TÍTULO DE INVESTIGACIÓN: REDES NEURONALES PARA ESTIMACIÓN DE LA CONDICIÓN FUNCIONAL DEL PAVIMENTO FLEXIBLE, JIRÓN TÚPAC AMARU, SAN AGUSTÍN DE CAJAS, 2021	
	UNIVERSIDAD: UNIVERSIDAD PERUANA LOS ANDES Sede Central Huancayo	PRESENTADO POR: MAITA BORJA, Dennis Memo Bach. Ingeniería Civil
	FACULTAD: INGENIERÍA	LÍNEA DE INVESTIGACIÓN INSTITUCIONAL: TRANSPORTE Y URBANISMO
	ESUELA ACADÉMICO PROFESIONAL: INGENIERÍA CIVIL	LÍNEA DE ESCUELA PROFESIONAL: ESTRUCTURAS Y TRANSPORTE
	ASESOR METODOLÓGICO: Dr. CANO CAMAYO, Tiber Joel	DEPARTAMENTO: JUNÍN
	ASESOR TEMÁTICO: Mg. CÁRDENAS CAPCHA, Jesús Idén	PROVINCIA: HUANCAYO
		DISTRITO: SAN AGUSTÍN DE CAJAS
		ESPECIALIDAD: PAVIMENTOS INDICE DE CONDICIÓN DE PAVIMENTO MTR-9803
		ESCALA: 1/2500
		FECHA: ENERO 2022
		LÁMINA: PCI-02 PROG. 0-100 - 0-100

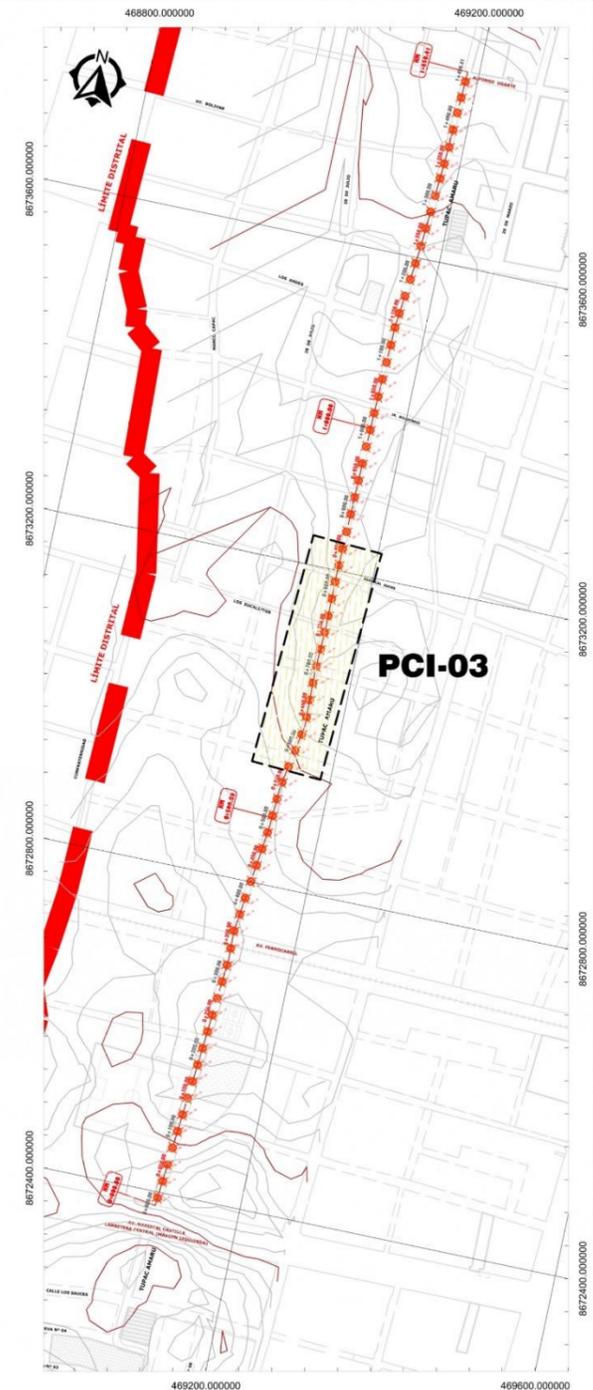
PLANO DE EVALUACIÓN - PCI

ESCALA 1/500



ESTRUCTURA VIAL	
LIMITE DISTRITAL	■ ■ ■ ■ ■
VÍA ARTERIAL	■ ■ ■ ■ ■
VÍA FERREA	
VEREDA	V
JARDIN	J
DRENAJE	D
CALZADA DE CIRCULACION LENTA	CL
CALZADA	C
LIMITE DE PROPIEDAD	LP
UNIDAD DE MUESTRA	⊗

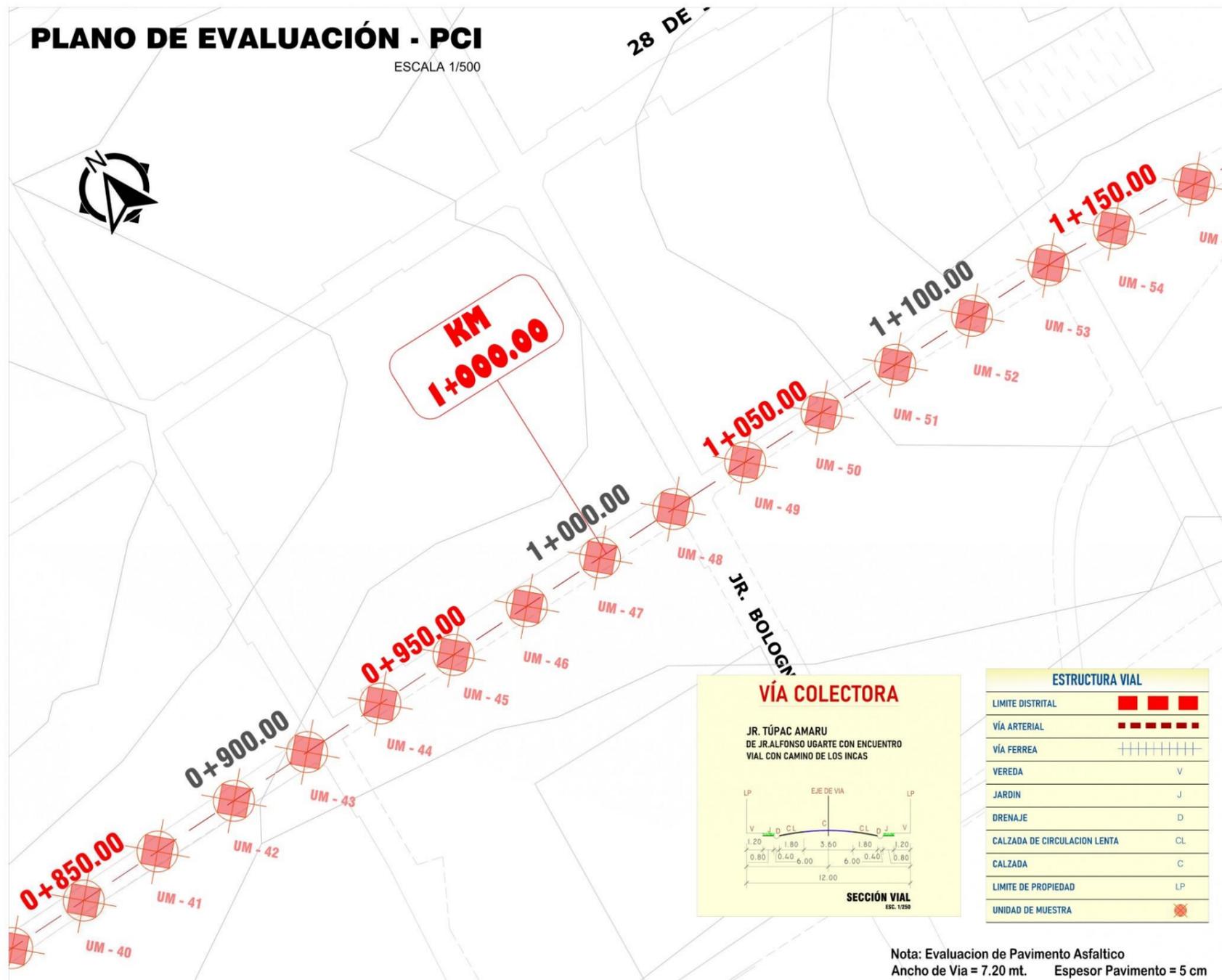
Nota: Evaluación de Pavimento Asfáltico
Ancho de Vía = 7.20 mt. Espesor Pavimento = 5 cm



<p>UNIVERSIDAD PERUANA LOS ANDES <i>"El orgullo de formar a los mejores."</i></p>	TÍTULO DE INVESTIGACIÓN: REDES NEURONALES PARA ESTIMACIÓN DE LA CONDICIÓN FUNCIONAL DEL PAVIMENTO FLEXIBLE, JIRÓN TÚPAC AMARU, SAN AGUSTÍN DE CAJAS, 2021	
	UNIVERSIDAD: UNIVERSIDAD PERUANA LOS ANDES Sede Central Huancayo	PRESENTADO POR: MAITA BORJA, Dennis Memo Bach. Ingeniería Civil
	FACULTAD: INGENIERÍA	LÍNEA DE INVESTIGACIÓN INSTITUCIONAL: TRANSPORTE Y URBANISMO
	ESUELA ACADÉMICO PROFESIONAL: INGENIERÍA CIVIL	LÍNEA DE ESCUELA PROFESIONAL: ESTRUCTURAS Y TRANSPORTE
	ASESOR METODOLÓGICO: Dr. CANO CAMAYO, Tiber Joel	DEPARTAMENTO: JUNÍN
	ASESOR TEMÁTICO: Mg. CÁRDENAS CAPCHA, Jesús Idén	PROVINCIA: HUANCAYO
		DISTRITO: SAN AGUSTÍN DE CAJAS
		ESPECIALIDAD: PAVIMENTOS INDICE DE CONDICIÓN DE PAVIMENTO MTR-9850
		ESCALA: 1/2500
		FECHA: ENERO 2022
		LÁMINA: PCI-03 PROG. 0-150 - 0-160

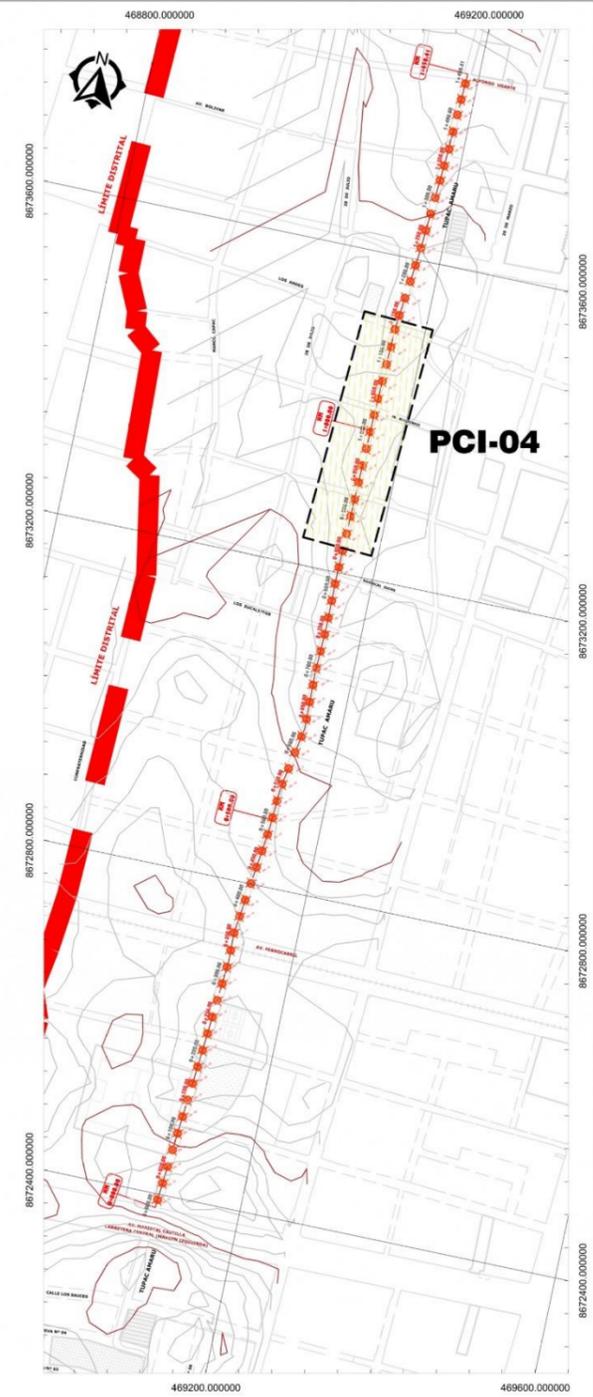
PLANO DE EVALUACIÓN - PCI

ESCALA 1/500



ESTRUCTURA VIAL	
LIMITE DISTRITAL	■ ■ ■ ■ ■
VÍA ARTERIAL	■ ■ ■ ■ ■
VÍA FERREA	
VEREDA	V
JARDIN	J
DRENAJE	D
CALZADA DE CIRCULACION LENTA	CL
CALZADA	C
LIMITE DE PROPIEDAD	LP
UNIDAD DE MUESTRA	⊗

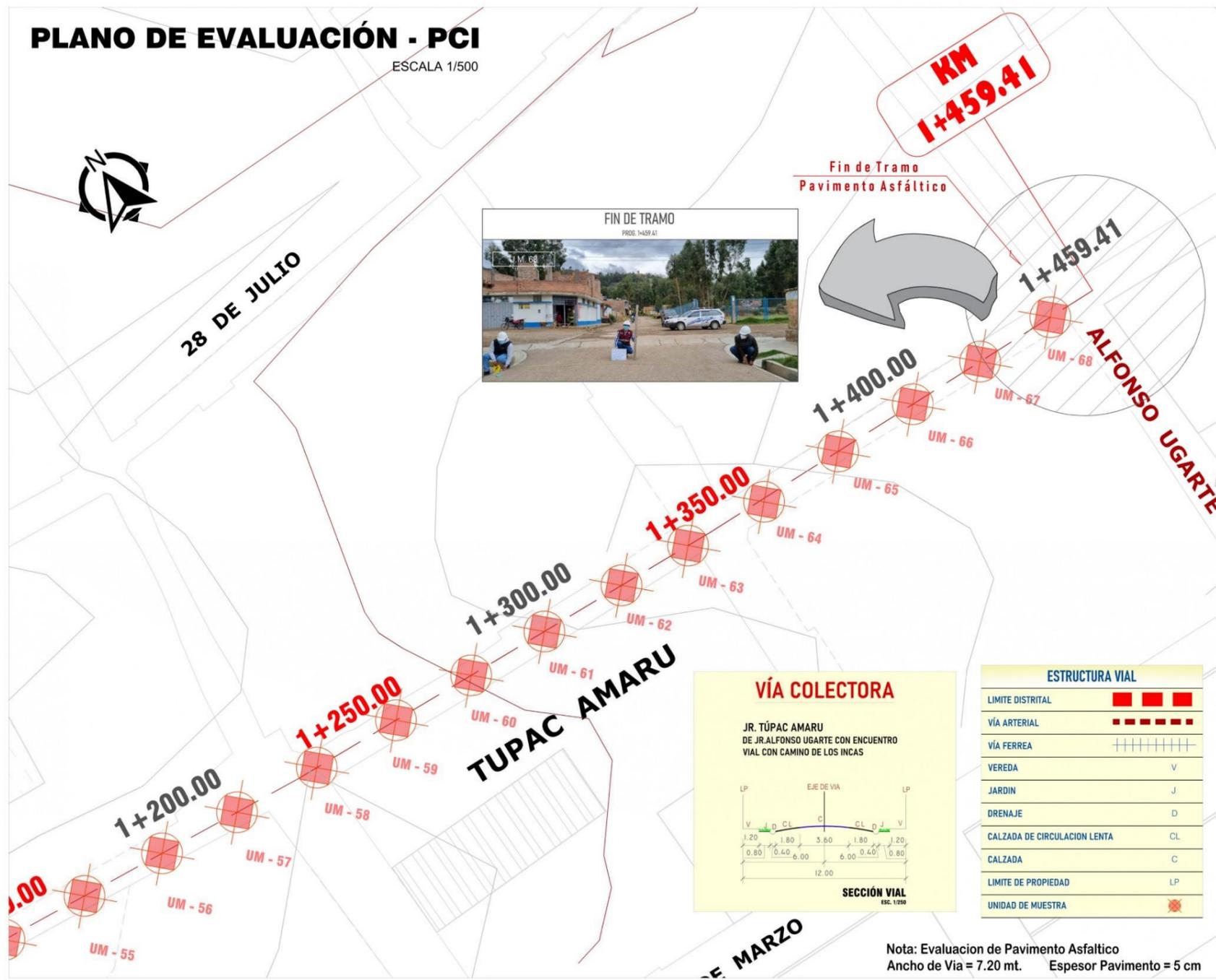
Nota: Evaluacion de Pavimento Asfaltico
Ancho de Via = 7.20 mt. Espesor Pavimento = 5 cm



<p>UNIVERSIDAD PERUANA LOS ANDES <i>"El orgullo de formar a los mejores."</i></p>	TÍTULO DE INVESTIGACIÓN: REDES NEURONALES PARA ESTIMACIÓN DE LA CONDICIÓN FUNCIONAL DEL PAVIMENTO FLEXIBLE, JIRÓN TÚPAC AMARU, SAN AGUSTÍN DE CAJAS, 2021	
	UNIVERSIDAD: UNIVERSIDAD PERUANA LOS ANDES Sede Central Huancayo	PRESENTADO POR: MAITA BORJA, Dennis Memo Bach. Ingeniería Civil
	FACULTAD: INGENIERÍA	LÍNEA DE INVESTIGACIÓN INSTITUCIONAL: TRANSPORTE Y URBANISMO
	ASESOR METODOLÓGICO: Dr. CANO CAMAYO, Tiber Joel	DEPARTAMENTO: JUNÍN
ESCUELA ACADÉMICO PROFESIONAL: INGENIERÍA CIVIL	LÍNEA DE ESCUELA PROFESIONAL: ESTRUCTURAS Y TRANSPORTE	ASESOR TEMÁTICO: Mg. CÁRDENAS CAPCHA, Jesús Idén
		DISTRICTO: SAN AGUSTÍN DE CAJAS
		ESPECIALIDAD: PAVIMENTOS INDICE DE CONDICIÓN DE PAVIMENTO MTR-9803
		ESCALA: 1/2500
		FECHA: ENERO 2022
		LÁMINA: PCI-04 PROG. 0-980 - 1-150

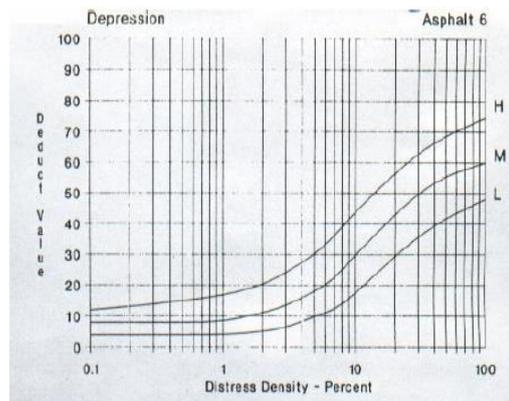
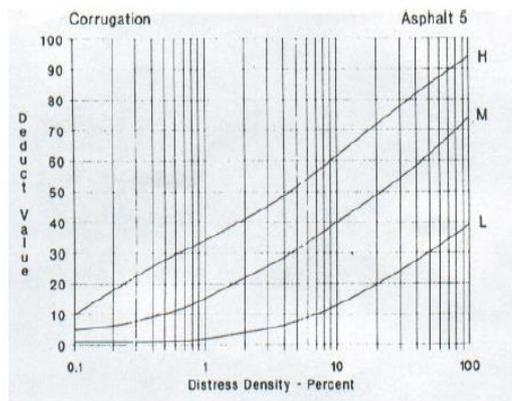
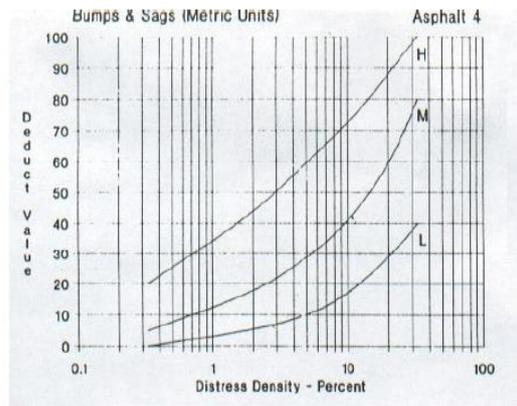
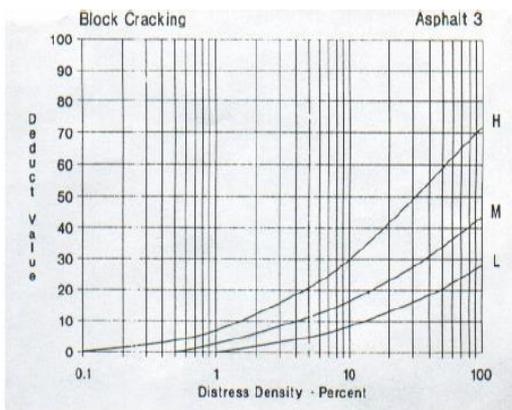
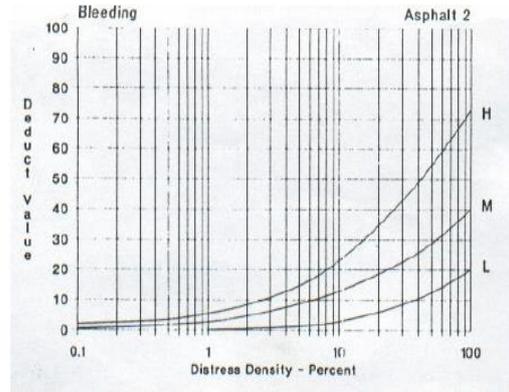
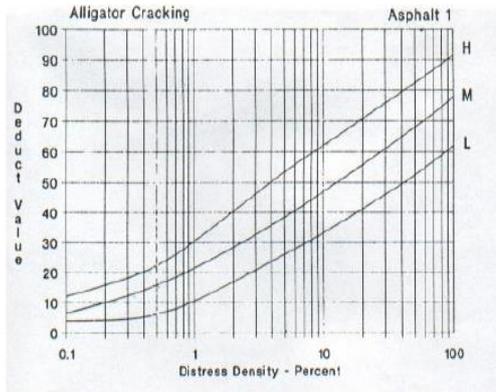
PLANO DE EVALUACIÓN - PCI

ESCALA 1/500

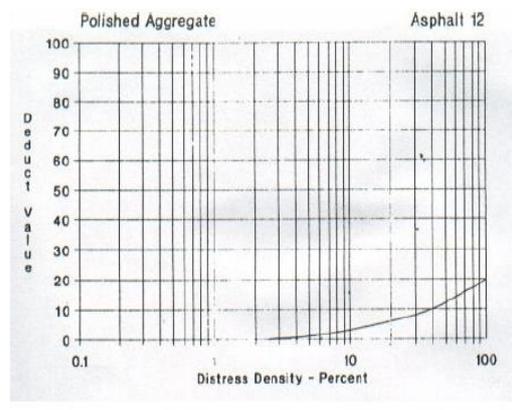
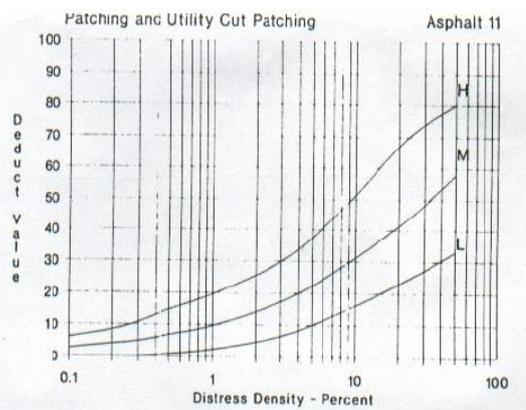
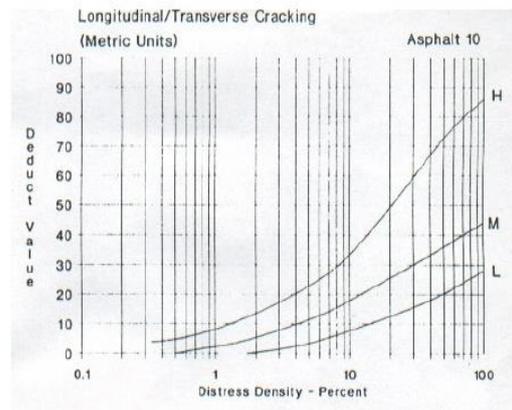
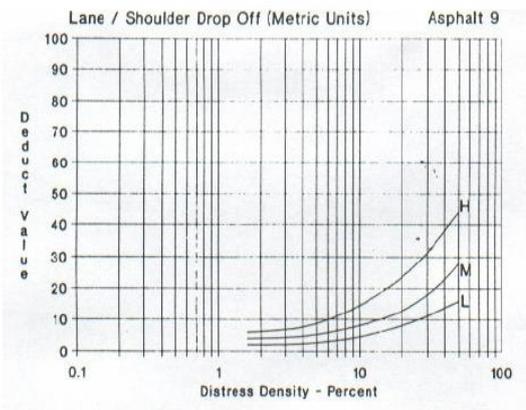
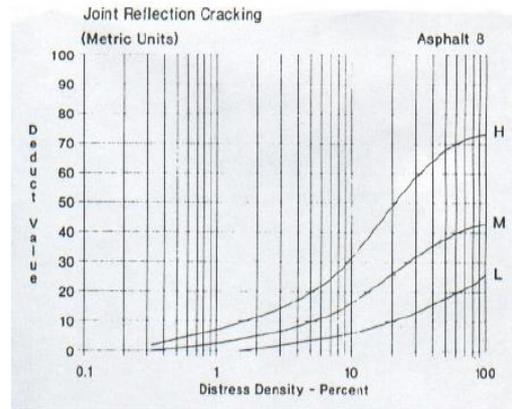
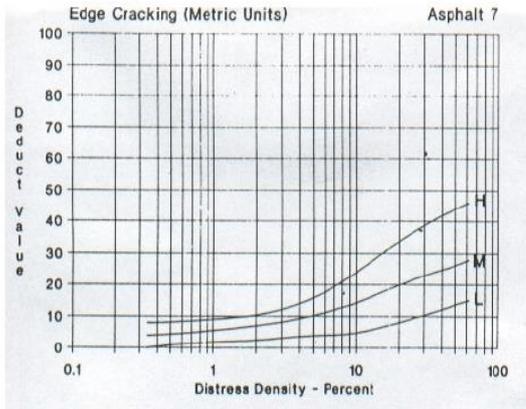


<p>UNIVERSIDAD PERUANA LOS ANDES <i>"El orgullo de formar a los mejores."</i></p>	TÍTULO DE INVESTIGACIÓN: REDES NEURONALES PARA ESTIMACIÓN DE LA CONDICIÓN FUNCIONAL DEL PAVIMENTO FLEXIBLE, JIRÓN TÚPAC AMARU, SAN AGUSTÍN DE CAJAS, 2021	
	UNIVERSIDAD: UNIVERSIDAD PERUANA LOS ANDES Sede Central Huancayo	PRESENTADO POR: MAITA BORJA, Dennis Memo Bach. Ingeniería Civil
	FACULTAD: INGENIERÍA	LÍNEA DE INVESTIGACIÓN INSTITUCIONAL: TRANSPORTE Y URBANISMO
	ESCUELA ACADÉMICO PROFESIONAL: INGENIERÍA CIVIL	LÍNEA DE ESCUELA PROFESIONAL: ESTRUCTURAS Y TRANSPORTE
	ASESOR METODOLÓGICO: Dr. CANO CAMAYO, Tiber Joel	DEPARTAMENTO: JUNÍN
	ASESOR TEMÁTICO: Mg. CÁRDENAS CAPCHA, Jesús Idén	PROVINCIA: HUANCAYO
		DISTRITO: SAN AGUSTÍN DE CAJAS
		ESPECIALIDAD: PAVIMENTOS ÍNDICE DE CONDICIÓN DE PAVIMENTO 1979-1980
		ESCALA: 1/2500
		FECHA: ENERO 2022
		LÁMINA: PCI-05 PROG. 1-150 - 1-459.41

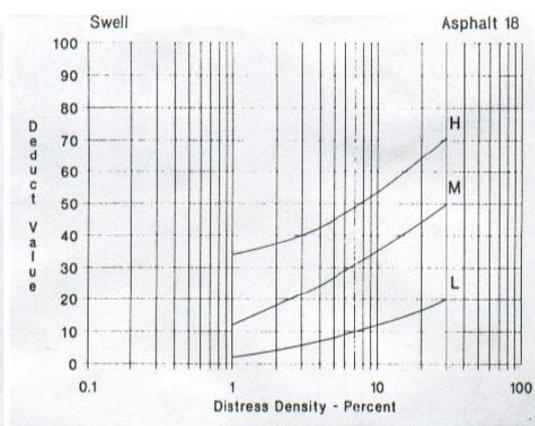
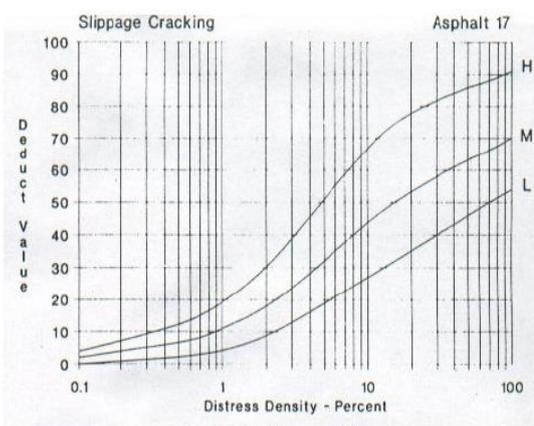
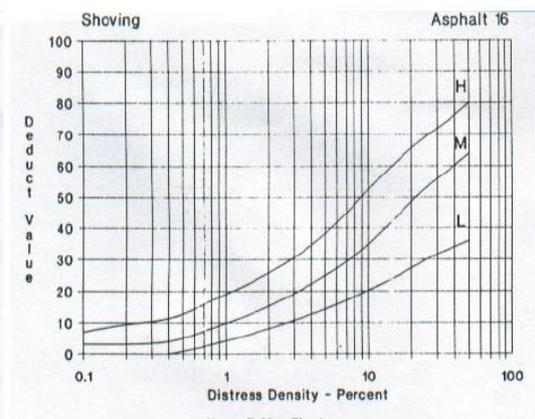
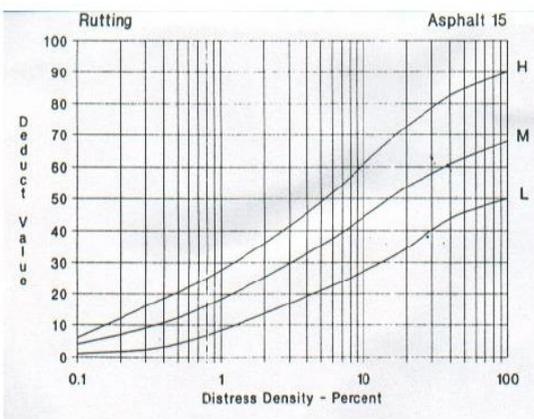
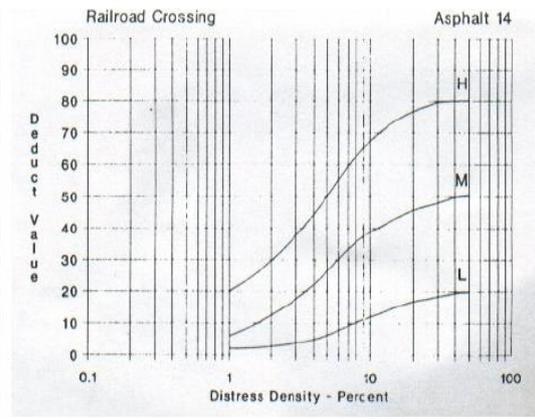
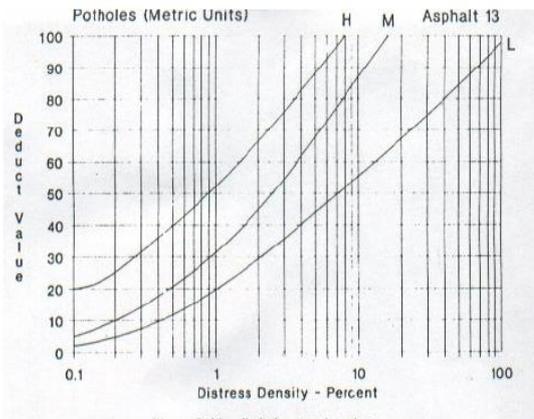
Anexo 06: Curvas de valor deducido para superficies asfálticas



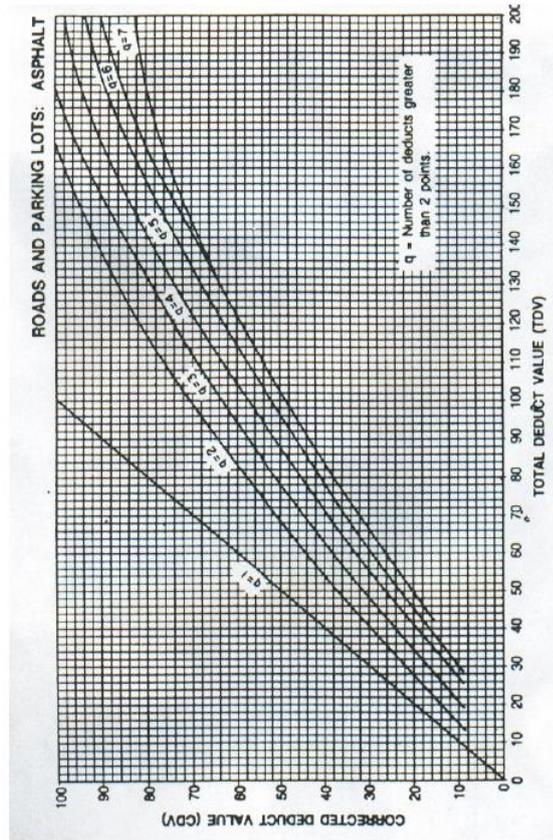
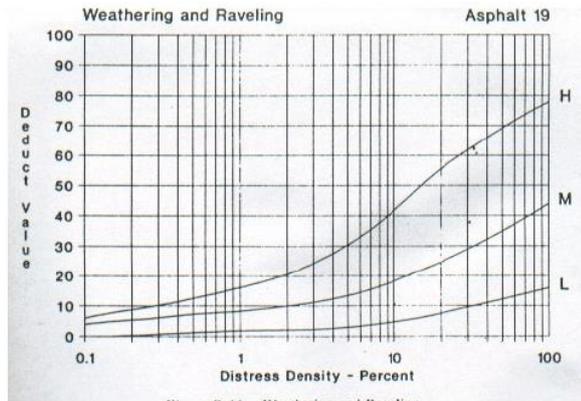
Nota: Manual PCI (Vasquez, 2002)



Nota: Manual PCI (Vasquez, 2002)



Nota: Manual PCI (Vasquez, 2002)



Nota: Manual PCI (Vasquez, 2002)

Anexo 07: Resumen de resultados PCI - Unidades muestrales

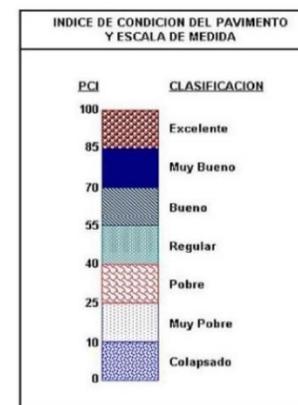
(<https://drive.google.com/drive/folders/1SpYIK7Z3tXymy4qqWggcNtLOn4v7yRn5usp=sharing>)



TESIS: REDES NEURONALES PARA ESTIMACIÓN DE LA CONDICIÓN FUNCIONAL DEL PAVIMENTO FLEXIBLE, JIRÓN TÚPAC AMARU, SAN AGUSTÍN DE CAJAS, 2021
Evaluación de Pavimentos de Superficie Asfáltica - Método PCI (ASTM D6433)

METODO ESTANDAR DE EVALUACION DEL INDICE DE LA CONDICION SUPERFICIAL DEL PAVIMENTO
CARRETERAS CON SUPERFICIE ASFALTICA
ASTM D 6433 (2003)

TRAMO: Unico / CARRIL Calzada								
Nº	AREA (m²)	UNIDAD DE MUESTREO	PROGRESIVA		m	VDC	PCI	CLASIFICACION
			INICIAL	FINAL				
01	240.0	001	00+000	00+022	8.2	25	75	Muy Bueno
02	240.6	002	00+022	00+043			100	Excelente
03	180.0	003	00+043	00+065	9.3	14	86	Excelente
04	180.0	004	00+065	00+086	9.5	9	91	Excelente
05	180.0	005	00+086	00+108	5.2	79	21	Pobre
06	180.0	006	00+108	00+129	5.2	56	44	Regular
07	180.0	007	00+129	00+151	6.3	64	36	Regular
08	180.0	008	00+151	00+172	7.3	50	56	Bueno
09	180.0	009	00+172	00+194	6.2	47	50	Regular
10	180.0	010	00+194	00+215	7.3	34	66	Bueno
11	180.0	011	00+215	00+237	9.7	8	92	Excelente
12	180.0	012	00+237	00+258	9.3	17	83	Muy Bueno
13	180.0	013	00+258	00+280		10	90	Excelente
14	180.0	014	00+280	00+301		0	100	Excelente
18	180.0	015	00+323	00+344	8.9	16	84	Muy Bueno
19	180.0	016	00+344	00+366		4	96	Excelente
20	180.0	017	00+366	00+387		1	99	Excelente
21	180.0	018	00+387	00+409		-2	100	Excelente
22	240.0	019	00+409	00+430		27	73	Muy Bueno
Bueno23	240.0	020	00+430	00+452		4	96	Excelente
24	240.0	021	00+452	00+473		6	94	Excelente
25	240.0	022	00+473	00+495		21	79	Muy Bueno
26	240.0	023	00+495	00+516	9.2	16	84	Muy Bueno



Dennis Memo, MAITA BORJA
Bach. Ingeniería Civil

TESIS: REDES NEURONALES PARA ESTIMACIÓN DE LA CONDICIÓN FUNCIONAL DEL PAVIMENTO FLEXIBLE, JIRÓN TÚPAC AMARU, SAN AGUSTÍN DE CAJAS, 2021
Evaluación de Pavimentos de Superficie Asfáltica - Método PCI (ASTM D6433)

METODO ESTANDAR DE EVALUACION DEL INDICE DE LA CONDICION SUPERFICIAL DEL PAVIMENTO
CARRETERAS CON SUPERFICIE ASFALTICA
ASTM D 6433 (2003)

TRAMO: Único / CARRIL Calzada								
Nº	AREA (m²)	UNIDAD DE MUESTREO	PROGRESIVA		m	VDC	PCI	CLASIFICACION
			INICIAL	FINAL				
27	240.0	024	00+516	00+538		21	79	Muy Bueno
28	240.0	025	00+538	00+559	8.3	23	77	Muy Bueno
29	240.0	026	00+559	00+581	8.9	18	82	Muy Bueno
30	240.0	027	00+581	00+602		4	96	Excelente
31	300.0	028	00+602	00+624		10	90	Excelente
32	300.0	029	00+624	00+645	7.2	34	66	Bueno
33	240.0	030	00+645	00+667	4.8	63	37	Pobre
34	240.0	031	00+667	00+688	6.4	45	55	Bueno
35	240.0	032	00+688	00+710		9	91	Excelente
36	180.0	033	00+710	00+731	8.5	26	74	Muy Bueno
37	140.0	034	00+731	00+753	6.4	45	55	Bueno
38	140.0	035	00+753	00+774		4	96	Excelente
39	140.0	036	00+774	00+796		77	23	Muy Pobre
40	140.0	037	00+796	00+817	4.5	75	25	Pobre
41	140.0	038	00+817	00+839	4.3	68	32	Pobre
42	140.0	039	00+839	00+860	6.2	61	39	Pobre
43	140.0	040	00+860	00+882	4.7	64	36	Pobre
44	140.0	041	00+882	00+903	7.9	31	69	Bueno
45	140.0	042	00+903	00+925	5.8	52	48	Regular
46	140.0	043	00+925	00+946		0	100	Excelente
47	140.0	044	00+946	00+968		18	82	Muy Bueno
48	140.0	045	00+968	00+989		0	100	Excelente
49	140.0	046	00+989	01+011		4	96	Excelente

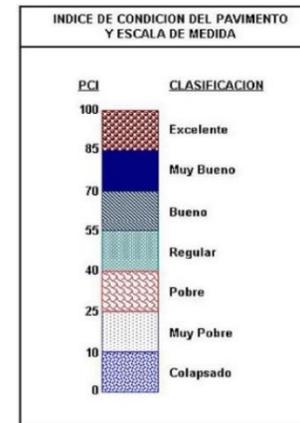


Dennis Memo, MAITA BORJA
 Bach. Ingeniería Civil

TESIS: REDES NEURONALES PARA ESTIMACIÓN DE LA CONDICIÓN FUNCIONAL DEL PAVIMENTO FLEXIBLE, JIRÓN TÚPAC AMARU, SAN AGUSTÍN DE CAJAS, 2021
Evaluación de Pavimentos de Superficie Asfáltica - Método PCI (ASTM D6433)

METODO ESTANDAR DE EVALUACION DEL INDICE DE LA CONDICION SUPERFICIAL DEL PAVIMENTO
CARRETERAS CON SUPERFICIE ASFALTICA
ASTM D 6433 (2003)

TRAMO: Único / CARRIL Calzada								
Nº	AREA (m²)	UNIDAD DE MUESTREO	PROGRESIVA		m	VDC	PCI	CLASIFICACION
			INICIAL	FINAL				
50	140.0	047	01+011	01+032		0	100	Excelente
51	140.0	048	01+032	01+054		28	72	Muy Bueno
52	140.0	049	01+054	01+075	8.0	28	72	Muy Bueno
53	140.0	050	01+075	01+097		17	83	Muy Bueno
54	140.0	051	01+097	01+118	7.7	29	71	Muy Bueno
55	140.0	052	01+118	01+140		49	51	Regular
56	140.0	053	01+140	01+161	9.4	13	87	Excelente
57	140.0	054	01+161	01+183	9.0	18	82	Muy Bueno
58	180.0	055	01+183	01+204	7.2	39	61	Bueno
59	180.0	056	01+204	01+226		14	86	Excelente
60	180.0	057	01+226	01+247	9.3	12	88	Excelente
61	180.0	058	01+247	01+269	6.6	54	46	Regular
62	140.0	059	01+269	01+290	8.4	26	74	Muy Bueno
63	140.0	060	01+290	01+312	9.0	19	81	Muy Bueno
64	140.0	061	01+312	01+333		1	99	Excelente
65	140.0	062	01+333	01+355		17	83	Muy Bueno
66	140.0	063	01+355	01+376	7.1	40	60	Bueno
67	140.0	064	01+376	01+398	9.0	15	85	Excelente
68	231.0	065	01+398	01+459	9.4	13	87	Excelente
PROMEDIO							75	Muy Bueno



Anexo 08: Algoritmo Deep Learning H2O

Deep Learning

Model Metrics Type: Regression

Description: Metrics reported on full training frame

model id: rm-h2o-model-model-3

frame id: rm-h2o-frame-model-3

MSE: 284.31628

RMSE: 16.861681

R²: 0.73605394

mean residual deviance: 284.31628

mean absolute error: 12.31167

root mean squared log error: NaN

Status of Neuron Layers (predicting PCI, regression, gaussian distribution, Quadratic loss, 4,951 weights/biases, 62.9 KB, 1,120 training samples, mini-batch size 1):

Layer	Units	Type	Dropout	L1	L2	Mean Rate	Rate RMS	Momentum	Mean Weight
-------	-------	------	---------	----	----	-----------	----------	----------	-------------

1	46	Input	0.00 %						
2	50	Rectifier	0	0.000010	0.000000	0.098138	0.286259	0.000000	0.003981
									0.142483
									0.499366
									0.039998
3	50	Rectifier	0	0.000010	0.000000	0.010787	0.030119	0.000000	-0.001540
									0.139527
									0.996665
									0.014402
4	1	Linear		0.000010	0.000000	0.000377	0.000432	0.000000	0.020793
									0.205867
									-0.007121
									0.000000

Scoring History:

Timestamp	Duration	Training Speed	Epochs	Iterations	Samples	Training RMSE
Training Deviance	Training MAE	Training r2				
2021-11-30 21:42:34	0.000 sec		0	0.000000	NaN	NaN
NaN	NaN					
2021-11-30 21:42:34	0.551 sec	1098 obs/sec	1.00000	1	112.000000	28.47668
810.92111	23.43970	0.24718				
2021-11-30 21:42:34	0.575 sec	1836 obs/sec	2.00000	2	224.000000	24.61259
605.77947	20.07858	0.43762				
2021-11-30 21:42:34	0.590 sec	2507 obs/sec	3.00000	3	336.000000	23.18449
537.52048	18.07493	0.50099				
2021-11-30 21:42:34	0.678 sec	2619 obs/sec	4.00000	4	448.000000	21.63250
467.96487	17.36386	0.56556				
2021-11-30 21:42:34	0.731 sec	2978 obs/sec	5.00000	5	560.000000	21.24713
451.44062	15.86369	0.58090				
2021-11-30 21:42:34	0.754 sec	3262 obs/sec	6.00000	6	672.000000	20.42395
417.13754	16.76303	0.61275				
2021-11-30 21:42:34	1.263 sec	3612 obs/sec	7.00000	7	784.000000	18.97315
359.98034	14.92787	0.66581				
2021-11-30 21:42:35	1.286 sec	3764 obs/sec	8.00000	8	896.000000	19.90607
396.25151	14.45818	0.63214				
2021-11-30 21:42:35	1.299 sec	4064 obs/sec	9.00000	9	1008.000000	18.62648
346.94572	15.39368	0.67791				
2021-11-30 21:42:36	2.868 sec	618 obs/sec	10.00000	10	1120.000000	16.86168
284.31628	12.31167	0.73605				

H2O versión: 3.30.0.1-rm9.8.1

Modelo de Producción de Deep Learning

R²: 0.8512899

mean residual deviance: 161.0066

mean absolute error: 9.331676

root mean squared log error: NaN

Status of Neuron Layers (predicting PCI, regression, gaussian distribution, Quadratic loss, 4,951 weights/biases, 62.9 KB, 1,860 training samples, mini-batch size 1):

Layer Units Type Dropout L1 L2 Mean Rate Rate RMS Momentum Mean Weight

Layer	Units	Type	Dropout	L1	L2	Mean Rate	Rate RMS	Momentum	Mean Weight
1	46	Input	0.00 %						
2	50	Rectifier	0	0.000010	0.000000	0.096002	0.282723	0.000000	0.004006
									0.143394
									0.478520
									0.045043
3	50	Rectifier	0	0.000010	0.000000	0.016169	0.049430	0.000000	-0.002360
									0.140839
									0.995141
									0.013949
4	1	Linear		0.000010	0.000000	0.000573	0.000809	0.000000	0.021723
									0.207787
									-0.005878
									0.000000

Scoring History:

Timestamp	Duration	Training Speed	Epochs	Iterations	Samples	Training RMSE
2021-11-30 21:42:37	0.000 sec		0	0.000000	NaN	NaN
2021-11-30 21:42:37	0.043 sec	9789 obs/sec	1.00000	1	186.000000	26.35246
						694.45222
						23.04563
						0.35859
2021-11-30 21:42:37	0.063 sec	10628 obs/sec	2.00000	2	372.000000	22.57994
						509.85352
						17.64824
						0.52909
2021-11-30 21:42:37	0.082 sec	11160 obs/sec	3.00000	3	558.000000	21.18532
						448.81768
						17.32594
						0.58546
2021-11-30 21:42:37	0.100 sec	11446 obs/sec	4.00000	4	744.000000	19.47411
						379.24083
						14.24365
						0.64972
2021-11-30 21:42:37	0.134 sec	11481 obs/sec	5.00000	5	930.000000	17.96157
						322.61796
						13.36228
						0.70202
2021-11-30 21:42:37	0.158 sec	11272 obs/sec	6.00000	6	1116.000000	19.34989
						374.41825
						14.16115
						0.65418
2021-11-30 21:42:37	0.179 sec	11128 obs/sec	7.00000	7	1302.000000	15.70056
						246.50761
						11.74218
						0.77232
2021-11-30 21:42:37	0.201 sec	11022 obs/sec	8.00000	8	1488.000000	14.90292
						222.09693
						10.80657
						0.79487
2021-11-30 21:42:37	0.220 sec	11160 obs/sec	9.00000	9	1674.000000	13.59722
						184.88452
						10.27418
						0.82924
2021-11-30 21:42:37	0.243 sec	10941 obs/sec	10.00000	10	1860.000000	12.68884
						161.00660
						9.33168
						0.85129

H2O version: 3.30.0.1-rm9.8.1