

**UNIVERSIDAD CATÓLICA SANTO TORIBIO DE MOGROVEJO**  
**FACULTAD DE INGENIERÍA**  
**ESCUELA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS Y COMPUTACIÓN**



**MODELO COMPUTACIONAL BASADO EN IMÁGENES PARA  
OBTENER LOS ÍNDICES DE HABITABILIDAD DE LOS ASPECTOS  
PSICOSOCIALES Y PSICOESPACIALES DE LA CIUDAD DE  
CHICLAYO**

**TESIS PARA OPTAR EL TÍTULO DE  
INGENIERO DE SISTEMAS Y COMPUTACIÓN**

**AUTOR**

**SANDRA CECILIA ASALDE DEL RIO**

**ASESOR**

**LUIS AUGUSTO ZUÑE BISPO**

<https://orcid.org/0000-0001-7838-8656>

**Chiclayo, 2021**

**MODELO COMPUTACIONAL BASADO EN IMÁGENES PARA  
OBTENER LOS ÍNDICES DE HABITABILIDAD DE LOS  
ASPECTOS PSICOSOCIALES Y PSICOESPACIALES DE LA  
CIUDAD DE CHICLAYO**

PRESENTADA POR  
**SANDRA CECILIA ASALDE DEL RÍO**

A la Facultad de Ingeniería de la  
Universidad Católica Santo Toribio de Mogrovejo  
para optar el título de

**INGENIERO DE SISTEMAS Y COMPUTACIÓN**

APROBADA POR

Gregorio Manuel Leon Tenorio  
PRESIDENTE

Jury Yesenia Aquino Trujillo  
SECRETARIO

Luis Augusto Zuñe Bispo  
VOCAL

## Índice

<b>Resumen .....</b>	<b>4</b>
<b>Abstract .....</b>	<b>5</b>
<b>Introducción.....</b>	<b>6</b>
<b>Revisión de literatura.....</b>	<b>9</b>
<b>Materiales y métodos .....</b>	<b>14</b>
<b>Resultados y discusión .....</b>	<b>16</b>
<b>Conclusiones .....</b>	<b>26</b>
<b>Recomendaciones .....</b>	<b>27</b>
<b>Referencias.....</b>	<b>28</b>
<b>Anexos .....</b>	<b>30</b>

## Resumen

La planificación urbana ha evolucionado a la par con la tecnología, la ciudad se va convirtiendo en una fusión de lo físico y lo digital. Los datos que se generan diariamente y las plataformas de comunicación existentes pueden ser usados como herramienta de diseño, ya no existe una excusa para no considerar la opinión del poblador dentro de dicho proceso. Los problemas de las ciudades pueden iniciar a remediarse conociendo las percepciones subjetivas de sus habitantes. Esta investigación observa un problema urbano fundamental poco atendido, cuya solución aún tiene un largo camino por recorrer. Para delimitar el estudio, se toma a la ciudad de Chiclayo como ejemplo y se propone la recolección de imágenes y datos de ciertas zonas de la urbe para el desarrollo de un modelo computacional que convierta dichas percepciones en objetivas, de manera que se puedan predecir. A través del procesamiento de imágenes para obtener los objetos que contienen, la definición de los índices de habitabilidad para los aspectos subjetivos, y el aprendizaje automático supervisado de un algoritmo de clasificación; se consigue dicho modelo predictivo. Con una precisión mayor al 60%, y validado por expertos en psicología, sociología, arquitectura y urbanismo; este producto puede ser utilizado para crear herramientas de visualización que apoyen la toma de decisiones de los diseñadores de ciudad, generando así un lugar habitable y agradable para todos.

**Palabras clave:** ciudad inteligente, aprendizaje automático, procesamiento de imágenes, planeamiento urbano, habitabilidad.

### **Abstract**

Urban planning has evolved along with technology, the city is becoming a fusion of the physical and the digital. The data that is generated daily and the existing communication platforms can be used as a design tool, there is no longer an excuse for not considering the opinion of the population within this process. The problems of cities can begin to be solved by knowing the subjective perceptions of their inhabitants. This research looks at an underserved fundamental urban problem whose solution still has a long way to go. To delimit the study, the city of Chiclayo is taken as an example and the collection of images and data from certain areas of the city is proposed for the development of a computational model that converts these perceptions into objective ones, so that they can be predicted. Through the processing of images to obtain the objects they contain, the definition of the habitability indices for the subjective aspects, and the supervised automatic learning of a classification algorithm; this predictive model is achieved. With an accuracy greater than 60%, and validated by experts in psychology, sociology, architecture and urban planning; this product can be used to create visualization tools that support the decision-making of city designers, thus generating a livable and pleasant place for everyone.

**Keywords:** smart city, machine learning, image processing, urban planning, habitability.

## Introducción

La ciudad es un sistema complejo y dinámico, cuya planificación debe estar dirigida a las necesidades de sus residentes, con el objetivo de satisfacer sus expectativas de habitabilidad.

Existen guías metodológicas que apoyan dicho proceso de planificación, como la iniciativa ciudades emergentes y sostenibles para Latinoamérica y el Caribe del Banco Interamericano de Desarrollo [1], donde se señala la importancia de hacer partícipes a los ciudadanos de la toma de decisiones para la solución de las problemáticas específicas de cada localidad.

Esto quiere decir que, para generar una ciudad habitable que haga feliz al poblador, es necesario que este participe en la elaboración del plan urbano; creándose así un ciclo de gestión urbana cuyos resultados siempre son positivos.

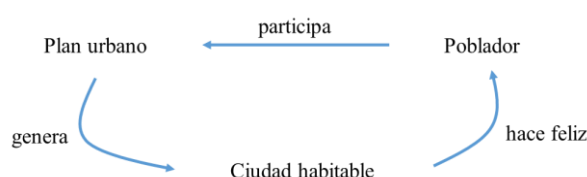


Fig. 1. Esquema “ciclo positivo”

Hoy en día, gracias a la tecnología, es más fácil poner en práctica esa comunicación entre planificadores y ciudadanos; incluso, se han creado soluciones que se basan en el “ciclo positivo” (ver Fig.1), conocidas como ciudades inteligentes, un concepto que abarca propuestas de diseño urbano para lograr el desarrollo sostenible a través de una gestión eficiente de los servicios y recursos, enfocadas a mejorar la calidad de vida del ciudadano [2].

Debido a aquel avance tecnológico, en muchas partes del mundo, el proceso de planificación urbana ha empezado a evolucionar, usando los datos como herramienta para “diseñar nuevas ciudades y nuevas arquitecturas más involucradas con la sociedad” [3].

A pesar de ello, se puede observar aún el crecimiento desordenado de las urbes en algunos países, especialmente en Latinoamérica [4]. Esto se debe a que, a menudo, los planes maestros se generan sobre la base de las visiones del urbanista, en lugar de las necesidades reales [5]; lo que conlleva al ciudadano a desviarse de este, buscando lo que más le conviene.

Esto se resume en que, el poblador genera una ciudad con problemas porque la modifica desviándose del plan urbano que se planteó inicialmente sin considerar lo que este requiere; formándose así un ciclo de gestión urbana con resultados negativos.

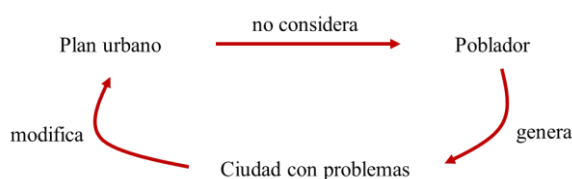


Fig. 2. Esquema “ciclo negativo”

Una posible solución a este problema es el urbanismo participativo, estrategia para establecer pautas para la transformación urbana donde interviene el ciudadano; esta, utiliza la metodología de trabajo colaborativo crowdsourcing, que tiene a la tecnología como medio de comunicación [6]; todo ello con el fin de obtener una ciudad para los habitantes, es decir, que atienda sus necesidades y solucione la mayoría de sus problemas.

Estos requerimientos de calidad de vida se resumen en dos dimensiones: las condiciones objetivas (entornos físicos, infraestructura, entre otros) y la percepción de estas condiciones [7]. La segunda dimensión abarca las necesidades sociales y psicológicas en el espacio, y precisa de un análisis cualitativo.

En el Perú, si se decide llevar a cabo este análisis cualitativo, este consistiría en una serie de entrevistas o encuestas a una muestra donde haya representantes de todas las zonas a estudiar, en las que puede o no utilizarse la tecnología para realizarlas.

Como es de suponer, el procesamiento de la información obtenida como producto de este método participación colectiva, sería difícil efectuar si no se tiene una herramienta adecuada para ello; y no sería tan eficiente si se intenta construir una perspectiva global.

Debido a que no se toma en cuenta las necesidades sociales y psicológicas en el espacio de los ciudadanos, ni tampoco, una participación de estos en la planificación urbana, por ejemplo, en la ciudad de Chiclayo se presentó mucha discrepancia entre lo que se proyectó para el 2021. La ciudad debía crecer de forma horizontal, sin embargo, ocurrió la aparición de edificios y conjuntos multifamiliares, generando mayor densificación; el área de reserva de la zona industrial fue invadida por asentamientos humanos informales, las áreas recreativas propuestas no fueron implementadas, el mercado mayorista regional fracasó; todo esto está expresado en el informe “El sistema urbano de Chiclayo: la Metropolización” [8], parte del proyecto “Modernización de la gestión del desarrollo urbano de la provincia de Chiclayo”, presentado por la municipalidad.

Este desarrollo informal de la ciudad, ha generado una percepción de inseguridad del 91.6% [9], produciendo incomodidad al poblador y reduciendo su índice de habitabilidad.

Ante esta situación observada y con miras a proyectar una ciudad acorde a los tiempos actuales, surgió la pregunta: ¿Cómo conocer estas necesidades psicológicas y sociales en el espacio, del poblador, de manera eficiente, que permita una retroalimentación de información actual para la gestión urbana de la ciudad de Chiclayo?

La respuesta orientó a plantearse desarrollar un modelo computacional basado en imágenes para obtener los índices de habitabilidad de los aspectos psicosociales y psicoespaciales de la ciudad de Chiclayo; que permita la implementación de herramientas digitales útiles para evitar la dificultad y subjetividad al medir las variables que representan dichas necesidades psicológicas y sociales en el espacio, dentro del análisis urbano realizado a la ciudad antes mencionada.

Para lograr el desarrollo de dicho modelo, se planteó identificar las características que capturan los aspectos psicológicos y sociales de la percepción contextual en una imagen; obtener un training data set a través del procesamiento de imágenes de la ciudad de Chiclayo; obtener el modelo computacional predictivo a través del entrenamiento y validación de un algoritmo de aprendizaje; y, obtener una valoración positiva del desempeño del modelo computacional a través de un juicio de expertos.

La presente investigación se justifica porque busca facilitar el proceso de análisis urbano, proponiendo un modelo computacional que permita crear, en un futuro, herramientas de interpretación de la percepción contextual de la ciudad de Chiclayo, acercándola un paso más a la transformación digital, característica principal de las ciudades inteligentes.

Este trabajo surgió como continuación a los estudios de los grupos de investigadores que se enfocan en los aspectos urbanos fundamentales poco atendidos como la percepción, vivencia y concepción del espacio [10], otorgando un índice a la habitabilidad de acuerdo a dichos aspectos.

El producto acreditable será una base para el diseño urbano de la ciudad de Chiclayo, beneficiando a entidades del Estado (municipalidad, gobierno regional) y urbanistas (arquitectos, estudiantes de arquitectura) en el análisis, tanto de manera económica, en la reducción de los gastos como pasajes, subcontrataciones el rediseño de un plan debido a la falta de consideración de las necesidades de los pobladores, o la informalidad de los mismos; como de manera operativa, en la minimización del tiempo necesario.

El beneficio más importante lo obtendrá la población en general, ya que se espera mejorar su calidad de vida satisfaciendo sus necesidades psicológicas y sociales en el espacio, reduciendo sus percepciones de inseguridad y el establecimiento del orden, aboliendo la informalidad.

Se espera que esta investigación desencadene otras que busquen la transformación digital enfocada al urbanismo y la ciudad de Chiclayo sea considerada una ciudad inteligente. Además, que el modelo genere herramientas que produzcan una buena planificación urbana y apunten al equilibrio entre crecimiento y bienestar, lo que conllevará al desarrollo de una ciudad sostenible, caracterizada por el cuidado del ambiente y la comodidad de quien la habita.

Este artículo está organizado de la siguiente manera. La sección 2 proporciona los antecedentes del trabajo y ofrece las bases teóricas necesarias para su desarrollo. La Sección 3 indica los métodos, herramientas y técnicas de la investigación, así como la metodología para la elaboración del producto acreditable. La Sección 4 describe los resultados por cada objetivo específico, así como la discusión. La sección 5 muestra las conclusiones. Este artículo termina, en la Sección 6, con las recomendaciones para la realización de otras investigaciones.

## Revisión de literatura

En la actualidad, el estudio de datos está ligado al urbanismo de tal manera que se han creado los llamados “City Lab”, empresas orientadas a desarrollar ciudades inteligentes, conformadas por arquitectos y científicos de datos, que buscan contribuir a la mejora de la calidad de vida de las personas, trabajando con datos.

Una de estas empresas es 300.000 Km/s [11], creadora de varios productos de datos, entre ellos, el proyecto Arturo [12], un algoritmo entrenado por ciudadanos para diseñar ciudades más habitables, cuya finalidad es determinar cuáles son las condiciones urbanísticas que hacen que las ciudades sean más habitables que da como resultado una base de datos abierta que convierte la percepción subjetiva de los ciudadanos en conocimiento reutilizable.

Goodcitylife.org [13] es un grupo global de investigadores que observan los problemas urbanos fundamentales que reciben poca atención y proponen ideas para hacer que los habitantes sean más “felices”. De esta manera han obtenido un conjunto de mapas de las capas sensoriales y emocionales de las ciudades.

Las universidades también han optado por usar los datos para el análisis urbano desde una perspectiva colectiva. Uno de los investigadores del MIT Media Lab, laboratorio de la escuela de Arquitectura y Planificación de dicho instituto, lideró la creación de Streetscore [14], un algoritmo que asigna un puntaje a una vista de la calle en función de lo seguro que le parece a un humano, pero usando una computadora.

En Brasil, un conjunto de personas de la Universidad Federal de Tecnología de Paraná, crearon un sistema colaborativo para la planificación adecuada de rutas de sillas de ruedas [15], que provee rutas accesibles basadas en veredas y cruces peatonales, e involucra reportes y mitigación de problemas.

En el ámbito nacional, Impostergable [16], un City Lab enfocado en la transformación, desarrollo e innovación urbana, creó una plataforma urbana inteligente llamada i´mappin [17], cuyos resultados de análisis de la ciudad de Lima son presentados a través de redes sociales.

Esta investigación se ideó a partir del concepto de “Ciudad Inteligente”, del cual no existe una sola definición, sin embargo, todas están de acuerdo en que consiste en la “aplicación de las TIC para mejorar la calidad de vida de sus habitantes y asegurar un desarrollo económico, social y ambiental sostenible” [18], cuya iniciativa es el uso de tecnología para promover una mejor relación entre los ciudadanos y los gobiernos.

De acuerdo a la publicación “Las ciudades del futuro: inteligentes, digitales y sostenibles” [18], existen seis dimensiones en las que se pueden proponer soluciones “inteligentes” que transformen la ciudad: *Smart Economy*, *Smart People*, *Smart Mobility*, *Smart Environment*, *Smart Governance* y *Smart Living*.

Cada dimensión establece acciones en áreas clave de la ciudad [18]; en este caso, se dirige a la acción en el desarrollo comunitario y gestión de la vida urbana de la dimensión *Smart People* o Ciudadano Inteligente, planeamiento y regeneración urbana de la dimensión *Smart Environment* o Medioambiente inteligente, y participación ciudadana de la dimensión *Smart Governance* o Gobernanza inteligente.

Un enfoque de ciudad inteligente, que consiste en el flujo libre de conocimiento e ideas innovadoras entre diferentes partes interesadas para la toma de decisiones, es la “Innovación Abierta”, concepto nuevo y experimental de difícil implementación, que tiene a las ciudades como plataformas colaborativas de innovación o "laboratorios vivos" que intentan satisfacer las necesidades de la sociedad [19].

Para la realización de este trabajo, fue necesario entender primero dos temas esenciales, el planeamiento urbano, dirigido especialmente a la habitabilidad y la participación del ciudadano en su análisis; y la inteligencia artificial, abordando la visión computacional y el aprendizaje automático.

En primer lugar, el planeamiento urbano es el proceso de descripción, análisis y evaluación del funcionamiento de las ciudades para formular proyectos y propuestas de diseño que regulen la dinámica urbana, ambiental, económica, social y espacial [20].

Surgió inicialmente como un conjunto de reglas que respondía al entorno. Posteriormente, se centró en abastecer la demanda de viviendas, obtener un modelo estructurado, delimitar las funciones de la ciudad considerando la estética y armonizar los espacios con actividades que cumplan los requerimientos de la vida social; logrando así, planes urbanos con una visión integral [20].

La habitabilidad es la cualidad de un lugar que reúne ciertas condiciones (físicas o no físicas) que satisfacen las necesidades del ser vivo que lo habita.

Moreno [21] indica que “la habitabilidad está determinada por la relación y adecuación entre el hombre y su entorno, y se refiere a cómo cada una de las escalas territoriales es evaluada según su capacidad de satisfacer las necesidades humanas.” Estas necesidades humanas pueden ser fisiológicas, que aseguran la supervivencia; de salud y seguridad, que buscan la integridad personal y familiar; o sociales, cuyo fin es el contacto, la asociación y la integración en grupos.

Moreno [21] también concluye que “la habitabilidad constituye una condicionante para el desarrollo de calidad de vida dentro del espacio urbano.”

La calidad de vida depende de aspectos tanto objetivos como subjetivos. “La calidad de un ambiente estará vinculado a las condiciones del espacio y su repercusión sobre las personas” [22]. El aspecto objetivo se refiere a la ubicación en el tiempo, lugar y cultura; mientras que el subjetivo se compone principalmente de los factores psicológicos del habitante, como su ideología.

Debido a que la habitabilidad tiene perspectivas objetivas y subjetivas, existen varias metodologías de análisis con diferentes enfoques de estudio. En este caso, veremos tres de ellas.

La primera es la metodología que propone el ayuntamiento de la ciudad del País Vasco, Vitoria-Gasteiz [22]; la cual cuantifica la percepción para el estudio de la habitabilidad y clasifica cuatro grupos de variables que condicionan la sensación que produce un espacio al individuo: las variables relacionadas con la morfología y compacidad, que inciden sobre la ergonomía de las personas; las variables relacionadas a los elementos de atracción; las variables relacionadas con las condiciones de confort; y las variables relacionadas con la accesibilidad simultánea a los servicios. Las tres primeras variables determinan el grado de habitabilidad en el espacio público; mientras que la última, determina la habitabilidad en el entorno urbano.

La segunda metodología corresponde a Garfias y Guzmán [23], quienes consideran que la habitabilidad puede ser abordada desde tres enfoques principales: físico-espacial, ligado al construir y el habitar; medioambiental, que busca el desarrollo urbano sustentable; y psico-espacial, basado en la percepción de las personas del ambiente urbano y la incidencia de este en su comportamiento.

La tercera propuesta metodológica, de Toro, Jirón y Goldsack [7], enfocada en la calidad residencial, prioriza un conjunto de factores que se requieren para satisfacer las necesidades integrales de las personas y pueden ser aplicados a diferentes escalas, agrupados en seis áreas temáticas: área espacial, relativa a la estructura física; área psicosocial, relacionada al comportamiento individual y colectivo de los habitantes; área de bienestar térmico, condicionada por el confort de las personas con respecto a la temperatura, humedad relativa y renovación del aire; área de bienestar acústico, condicionada por el confort de las personas con respecto a los sonidos y ruidos; área de bienestar lumínico, condicionada por el confort de las personas con respecto a la iluminación; y área de seguridad y mantención, referente a la durabilidad de los espacios.

La primera metodología logra calcular de manera objetiva la percepción del espacio, basándose en medidas que se pueden obtener fácilmente a través de los instrumentos correctos como winchas, sonómetros, termómetros, etc. La segunda metodología, aplicada a una colonia de la ciudad de León, Guanajuato, México; dentro de sus enfoques tiene en cuenta elementos sociales, psicológicos y culturales que miden la percepción de la ciudad de una manera más subjetiva; al igual que la tercera metodología, aplicada a una escala residencial en Chile.

Para conocer cómo se siente el habitante, es razonable emplear la segunda o tercera metodología, teniendo en cuenta los elementos o factores que se desean conocer y la proporción del área de estudio.

La perspectiva del ciudadano se toma en cuenta a partir del “Urbanismo Participativo”, el “concepto fundamental para la formulación de herramientas de participación colectiva en la gestión de proyectos de transformación urbana” [6]; el cual puede ser considerado como una alternativa para la construcción social de la ciudad, es decir, un medio para conseguir que el ciudadano se apropie de los espacios que la conforman, a través de su participación en proyectos de transformación.

La colaboración abierta o crowdsourcing, es el método de gestión de proyectos a través de la participación de multitudes que trabajan con un objetivo de beneficio para todos, cuyo instrumento principal son las herramientas web [6]. Este trabajo de participación colectiva, dentro del ámbito de ciudad inteligente, se relaciona directamente con el concepto de urbanismo participativo, e invita a la comunidad a participar en la construcción de las soluciones a sus necesidades, y preparar su entorno para el futuro.

El aspecto tecnológico recae en la “Inteligencia Artificial”, la RAE [24] la define como una “disciplina científica que se ocupa de crear programas informáticos que ejecutan operaciones comparables a las que realiza la mente humana, como el aprendizaje o el razonamiento lógico.” Esta disciplina aborda una gran variedad de problemas de investigación; sin embargo, todas sus divisiones cuentan con características comunes [25]; entre ellas tenemos la “Visión Computacional” y el “Aprendizaje Automático” (*Machine Learning*).

La visión es la capacidad del ser humano de percibir con sus ojos todo lo que le rodea. La visión computacional intenta replicar esta facultad en las computadoras, estudiando los procesos de reconocimiento y localización objetos en el ambiente [26].

La visión computacional puede dividirse en tres grandes etapas: procesamiento de nivel bajo, extracción de propiedades de las imágenes; procesamiento de nivel intermedio, agrupación de elementos obtenidos en el nivel bajo; y procesamiento de alto nivel, interpretación de los entes obtenidos en los niveles inferiores.

Esta rama de la Inteligencia Artificial se encuentra muy ligada al área de procesamiento de imágenes; aunque ambos campos tienen mucho en común, se diferencian por su objetivo final; la primera extrae características de una imagen para su posterior descripción e interpretación, mientras que la segunda, mejora la calidad de la imagen para su utilización o interpretación.

El aprendizaje es el proceso por el cual el ser humano es capaz de adquirir conocimientos y habilidades. El aprendizaje automático busca generar algoritmos que tengan esta capacidad para evitar la programación explícita de estos [27].

Esta rama de la Inteligencia Artificial depende de un gran volumen de datos que pueda “alimentar” al algoritmo para que se generen escenarios y excepciones, y este sepa qué hacer en cada caso.

Sandoval [27] expone dos tipos de aprendizaje: supervisado y no supervisado. En el aprendizaje supervisado, se entrena al algoritmo con preguntas (características) y respuestas (etiquetas), para que pueda hacer una predicción. Estos entrenamientos para el descubrimiento de patrones pueden ser de dos tipos: clasificación, que agrupa los datos de forma binaria, múltiple u ordenada; y regresión, que devuelve de un valor específico.

El aprendizaje no supervisado se diferencia del anterior porque no se proporcionan las etiquetas para la agrupación de datos; el algoritmo conoce las características que los datos comparten, y asume que pueden hacerles pertenecer al mismo grupo.

Sandoval [27] también da a conocer los tipos de modelos:

Los modelos lineales, que buscan encontrar una línea que se “ajuste” a todos los puntos que dispone; entre ellos están la regresión lineal o regresión de mínimos cuadrados, y la logística. Un problema que se presenta es el sobreajuste, lo que los hace inadecuados para comportamientos más complicados.

Los modelos de árbol, que construyen reglas de decisión y pueden representar relaciones no lineales para resolver problemas; entre ellos tenemos los árboles de decisión y los random forest. La desventaja principal que se presenta es que, al tener mejor capacidad de predicción, su rendimiento disminuye.

Las redes neuronales, que tratan de emular el comportamiento del cerebro, tienen mejores habilidades cognitivas de razonamiento. Pueden ser utilizadas para el reconocimiento de imágenes o vídeos. La dificultad de su implementación radica en que son lentas de entrenar y necesitan mucha capacidad de cómputo.

El desarrollo de un modelo de aprendizaje automático tiene dos fases: entrenamiento, donde se separa una porción de los datos para entrenar el algoritmo y encontrar los patrones; y prueba, donde se utilizan los datos que quedan para evaluar si el algoritmo ofrece respuestas correctas, es decir, tiene un buen grado de aprendizaje.

## Materiales y métodos

Esta es una investigación de tipo experimental [28], donde una variable independiente (el modelo computacional) se manipula y se pretende establecer el posible efecto.

El nivel de investigación del presente trabajo es pre-experimental [28], cuyo grado de control es mínimo. Se cuenta con un diseño de estudio de caso con una sola medición (GXO, grupo – experimento - prueba), donde el grupo corresponde al distrito de Chiclayo, el experimento al desarrollo del modelo, y la prueba a la comparación de resultados con el juicio de expertos.

Se utilizaron distintos métodos de investigación, así como técnicas e instrumentos para la recolección de datos.

TABLA I: MÉTODOS DE INVESTIGACIÓN

Método	Descripción
Analítico	Estudio y análisis de Chiclayo, con enfoque a ciudades inteligentes, para descubrir el problema.
Deductivo	Plan para establecer una propuesta de solución al problema encontrado.
Análisis de literatura y estudio de casos	Se buscaron antecedentes y bases teóricas que argumenten la investigación.
Experimento	Se entrenó el algoritmo de aprendizaje con un conjunto de datos basado en imágenes y puntajes.
Implementación, revisión y seguimiento	Se desarrolló un modelo computacional para obtener los índices de habitabilidad de los aspectos psicosociales y psicoespaciales.

TABLA II: TÉCNICAS E INSTRUMENTOS DE RECOLECCIÓN DE DATOS

Técnicas	Instrumentos	Elementos de la población	Propósito
Entrevista	Guía de entrevista (Ver Anexo 01 y Anexo 02)	Arquitecto / Urbanista	Obtener información sobre la situación urbana de Chiclayo.
		Psicólogo / Sociólogo	Obtener las características que capturan los aspectos psicológicos y sociales de la percepción contextual.
Revisión documental	Matriz de categoría	Documentos	Obtener información que argumente la investigación.
Técnica de Machine Learning	Fuentes de Datos	Data-Crim INEI / Google Maps	Obtener el modelo computacional predictivo.
Juicio de expertos	Encuesta (Ver Anexo 03)	Resultados del modelo computacional / Arquitecto / Urbanista / Psicólogo / Sociólogo	Determinar la relación entre la percepción contextual obtenida y la realidad según los expertos.

Con respecto al desarrollo del producto acreditable, se tomaron en cuenta 2 metodologías, la primera para obtener el training data set, y la segunda para obtener el modelo.

El training data set es el conjunto de datos que servirá para el entrenamiento y la validación del modelo predictivo. Este set está conformado por los objetos de las imágenes de la zona escogida de la ciudad con su puntuación.

Con ayuda de la metodología utilizada para desarrollar el proyecto Streetscore [14], se consideraron los siguientes pasos para obtener el training data set:

- Paso 1: Determinar una zona de la ciudad de Chiclayo donde exista la mayor variedad de situaciones que definan la habitabilidad, es decir, que tenga áreas confortables y seguras y áreas que no lo son.
- Paso 2: Seleccionar las fuentes de las imágenes de la zona escogida y recolectar las mismas.
- Paso 3: Identificar las características de las imágenes a estudiar que capturen los aspectos psicológicos y sociales de la percepción contextual, los objetos a medir y su rúbrica respectiva.
- Paso 4: Seleccionar la arquitectura del modelo computacional pre-entrenado para procesar las imágenes.
- Paso 5: Obtener los objetos de cada en archivos formato json.
- Paso 6: Definir cómo generar el índice de habitabilidad de los aspectos psicosociales y psicoespaciales.
- Paso 7: Generar un solo archivo .csv que contenga los objetos por imagen y su puntuación.

El modelo predictivo es el resultado del proceso de Machine Learning [29], el cual consta de 7 etapas:

- Etapa 1: Definir el objetivo. En este proyecto, se buscó desarrollar un predictor capacitado para obtener un índice de habitabilidad de los aspectos psicosociales y psicoespaciales del análisis.
- Etapa 2: Recolección de la data. Se refiere a obtener el training data set con la metodología anterior.
- Etapa 3: Preparar la data. Se ejecutó el pre-procesamiento de la data, es decir, limpieza, transformación y carga.
- Etapa 4: Elección del algoritmo. De acuerdo a lo que se necesitaba, se debió optar por un algoritmo de aprendizaje supervisado o no supervisado.
- Etapa 5: Entrenar el modelo. Se separó la data pre-procesada, el 70 % del total, para el entrenamiento.
- Etapa 6: Validación del modelo. Con la data restante, se procedió a correr el algoritmo y a evaluar los resultados obtenidos.
- Etapa 7: Predicción. Una vez entrenado y validado el modelo, se ingresaron nuevos datos para realizar la predicción.

## Resultados y discusión

Esta investigación consta de 4 objetivos específicos, en base a ellos, se obtuvieron los siguientes resultados:

### 1. Matriz de características que capturan los aspectos psicológicos y sociales de la percepción contextual en una imagen.

En este trabajo, se buscó desarrollar un predictor capacitado para obtener un índice cualitativo (bajo – medio – alto) de habitabilidad de los aspectos psicosociales y psicoespaciales del análisis en la ciudad de Chiclayo.

El índice bajo indica que, para el ciudadano, el lugar que representa la imagen es inseguro y no se siente identificado con él. El índice medio muestra que el lugar es percibido como lo suficientemente seguro, pero sin un total sentido de pertenencia a este. El índice alto corresponde a un gran sentido de seguridad y pertenencia por parte del ciudadano.

La subjetividad que existe en los aspectos psicológicos del estudio de habitabilidad de una ciudad fue reemplazada por un medidor objetivo, y, con estos índices, se puede proceder a evaluar los planes urbanos preliminares realizados por los profesionales, teniendo en cuenta qué zonas deben conseguir mayor atención por parte de las autoridades correspondientes y enfocarse en solucionar sus problemas primero.

Después de una entrevista con una socióloga para conocer qué características visuales afectan la percepción de habitabilidad de una persona, se concluye que es necesario estudiar los aspectos psicosociales (seguridad) y psicoespaciales (confort) a través de los aspectos morfológicos y visuales, debido a que existe una relación, aunque la realidad y la percepción sean dos conceptos diferentes.

La metodología propuesta por el ayuntamiento de Vitoria-Gasteiz [22] ayuda a obtener dichos aspectos morfológicos y visuales, así como las indicaciones de la socióloga, quien menciona que la percepción de habitabilidad de una calle se ve afectada por el cuidado, la limpieza, la presencia de comisarías, la iluminación, entre otros. Cada uno de estos puntos se intentó medir a través de objetos de la siguiente manera:

TABLA III: OBTENCIÓN DE OBJETOS DE ACUERDO A METODOLOGÍA VITORIA-GASTEIZ

HABITABILIDAD URBANA		OBJETO	
Espacio público	Ergonomía	Reparto del espacio público	Personas (+)
		Grado de accesibilidad	Rampas (+)
		Apertura vista al cielo	-
	Psicología	Actividad económica	Equipamientos (+)
		Grado de diversidad	-
		Volumen verde	Árboles, jardines (+)
	Confort	Confort térmico	-
		Calidad del aire	-
		Confort acústico	-
Entorno	Proximidad	Accesibilidad simultánea	Autos (+), bicicletas (+)

TABLA IV: OBTENCIÓN DE OBJETOS DE ACUERDO A LA SOCIÓLOGA

HABITABILIDAD URBANA		OBJETO
Limpieza y cuidado	Estado de las pistas	Huecos en las pistas (-)
	Presencia de basura	Bolsas de basura (-)
Iluminación		Postes de luz (+)

El signo “+” indica que mientras más abunde este objeto, la percepción de habitabilidad será mayor. Lo contrario pasa con el signo “-”.

Como no todos los aspectos de la tabla IV pueden medirse visualmente a través de objetos, se creyó conveniente resumir ambas tablas en la siguiente matriz y definir un puntaje para el posterior etiquetado:

TABLA V: MATRIZ DE CARACTERÍSTICAS

HABITABILIDAD URBANA			MEDIDA	PUNTAJE	
Espacio público	Ergonomía	Reparto del espacio público	Espacio peatón	0	Zona solo vehicular
				1	Peatonal y vehicular
				2	Zona peatonal, presencia de áreas comunes y zona vehicular
		3	Zona solo peatonal		
		Grado de accesibilidad	Rampas	0	Ausencia de rampas
				1	Presencia de rampas
	Apertura vista al cielo	Cielo	1	Apertura menor o igual a 90°	
			2	Apertura mayor o igual a 90°	
			1	Suelo solo residencial	
	Psicología	Actividad económica	Atracción de actividades	2	Suelo residencial acompañado de otro(s) tipo(s)
				3	Suelo de otros tipos menos el residencial
		Volumen verde	Árboles, jardines	0	Ausencia de áreas verdes
1				Presencia de árboles y arbustos en la calle	
Entorno	Proximidad	Accesibilidad simultánea	Proximidad	2	Presencia de parques con áreas verdes
				1	Sólo vehículos motorizados
				2	Presencia de vehículos sin motor
				3	Presencia de peatones
				0	Pistas sin asfaltar

	Estado de las pistas	1	Pistas asfaltadas con huecos y/o baches
		2	Pistas asfaltadas
	Basura	0	Presencia de basura
		1	Ausencia de basura
Iluminación	Postes de luz	0	Ausencia de postes de luz
		1	Presencia de postes de luz

## 2. Training data set obtenido a través del procesamiento de imágenes de la ciudad de Chiclayo.

El área de estudio corresponde al distrito de Chiclayo, el cual se dividió en zonas teniendo en cuenta aspectos como el tipo de suelo (residencial, comercial, recreativo, entre otros), la cantidad de valoraciones en Google Maps, la variedad de tipologías de delitos en el área, y la combinación de los tipos de urbanizaciones (residenciales, pueblos jóvenes, asentamientos humanos, entre otros).

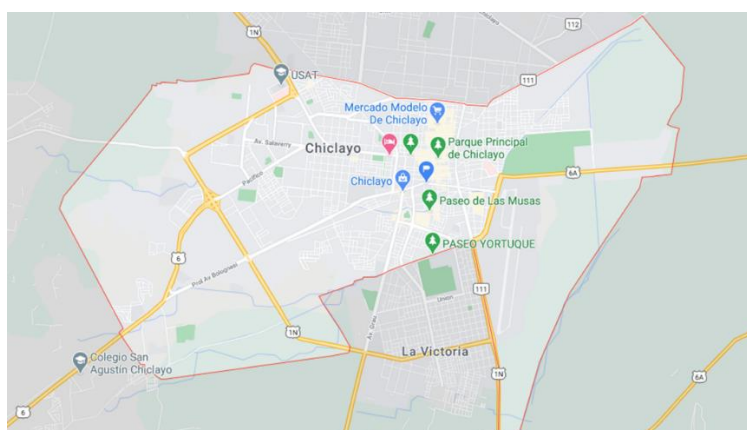


Fig. 3. Área de estudio

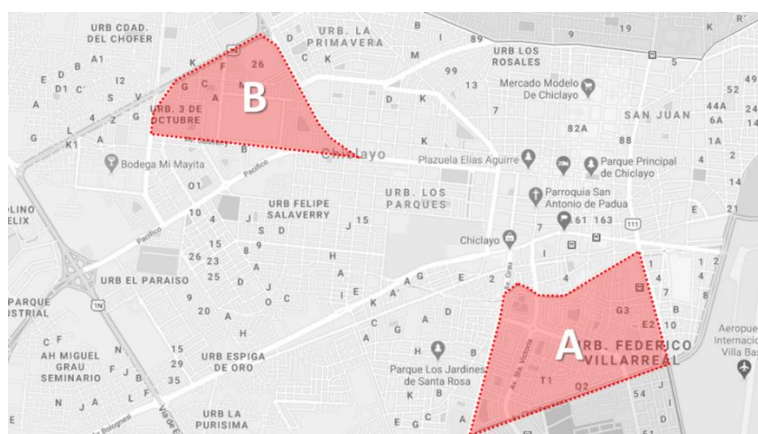


Fig. 4. Zonas elegidas

La Zona “A” incluye las urbanizaciones Santa Victoria, Federico Villarreal y San Eduardo. La Zona “B” está conformada por las urbanizaciones 3 de octubre, Bancarios, Fernando Belaúnde Terry, Los Libertadores, Santa Isabel y Santa Lila, y los pueblos jóvenes Jorge Basadre, Ricardo Palma y Simón Bolívar. La zona A cuenta con una gran cantidad de valoraciones en Google Maps, mientras que la zona B complementa a la anterior con una variedad de tipos de urbanizaciones. Además, ambas presentan diversidad en los tipos de delitos, es por ello que ambas fueron seleccionadas.

De cada calle de cada zona, se adquirieron de 1 a 4 imágenes, dependiendo de la extensión visual. Para obtener las imágenes, se utilizó como fuente principal la aplicación Streetview de Google Maps y se recuperaron a través de la extensión de Google Chrome llamada Streetview Screenshot, la cual permite la captura de la pantalla sin los elementos de navegación. Otras imágenes de las zonas fueron obtenidas de personas que previamente han realizado estudios de urbanismo en la ciudad.

Para realizar el cálculo de objetos por imagen, se utilizó la arquitectura YOLOv4 con el dataset de imágenes COCO, en un Google Colab Notebook.

Este estudio busca hacer objetivas las variables subjetivas del análisis de habitabilidad, en la metodología de Garfias y Guzmán [23] es el enfoque psicoespacial y en la metodología de Toro, Jirón y Goldsack [7] es el área psicosocial. El enfoque psicoespacial consiste en la percepción de las personas de cómo el ambiente incide en su comportamiento; mientras que el área psicosocial mide factores como la seguridad y privacidad.

Para el aspecto psicoespacial, se utiliza como fuente las valoraciones de Google Maps de las áreas comunes vecinales (parques) y se colocan en las calles aledañas a dichas áreas, siempre y cuando tengan más de 16 opiniones, ya que, de acuerdo al estudio Streetscore [14], el algoritmo que utilizan converge a una puntuación estable después de 16 clics en una imagen (en ese caso tomado como opiniones); de lo contrario se coloca 0.

Para el aspecto psicosocial, se toma en cuenta la fuente data-crim de INEI para obtener la cantidad de cuántos tipos de delitos se producen por calle.

Además, por cada imagen se realiza un etiquetado con ayuda de la matriz de características (Tabla V), con una normalización de dichos datos para obtener puntaje total.

Con estas tres columnas, se procedió al análisis de grupos (clustering) con ayuda del algoritmo k-means, en donde k es igual a 3, representando los índices alto, medio y bajo. El resultado fue que aquellas filas que tienen una valoración de maps pertenecen al cluster 0, es por ello que se consideró como el índice alto; el cluster 1 y el cluster 2 corresponden a los índices medio y bajo respectivamente.

El training data set consistió en un archivo .csv con 9 columnas, las primeras 8 con la cuenta de los objetos (persona, bicicleta, carro, motocicleta, banca, planta, camioneta y otro) por cada imagen procesada como “x”; y la última, con el índice (bajo-medio-alto) como “y”. Estas fueron limpiadas eliminando las filas repetidas y dando a todas las “x” un solo “y”.

### 3. Modelo computacional predictivo a través del entrenamiento y validación de un algoritmo de aprendizaje.

Ya que se trata de un índice cualitativo, se buscó utilizar un algoritmo de clasificación multiclase, de aprendizaje supervisado, para la elaboración del modelo.

Se tomaron en cuenta [30]: Árbol de decisión (Decision Tree), Bosques aleatorios (Random Forest), Los K vecinos más cercanos (K Nearest Neighbors o KNN), Máquinas de Vector Soporte (SVM), Naive-Bayes [31] y Perceptron Multicapa (MLP) [32].

Por cada uno estos algoritmos, se importaron los paquetes, ajustó y predijo el modelo; y se mostró el reporte de clasificación, score y matriz de confusión:

```

                precision    recall  f1-score   support

   ALTO         0.67         0.08         0.15         24
   BAJO         0.50         0.27         0.35         26
   MEDIO        0.62         0.93         0.74         67

 accuracy              0.61         117
 macro avg             0.60         0.43         0.41         117
 weighted avg         0.60         0.61         0.53         117

0.6068376068376068
[[ 2  3 19]
 [ 0  7 19]
 [ 1  4 62]]

```

Fig. 5. Resultado árbol de decisión

```

                precision    recall  f1-score   support

   ALTO         0.00         0.00         0.00         24
   BAJO         0.62         0.19         0.29         26
   MEDIO        0.58         0.94         0.72         67

 accuracy              0.58         117
 macro avg             0.40         0.38         0.34         117
 weighted avg         0.47         0.58         0.48         117

0.5811965811965812
[[ 0  0 24]
 [ 0  5 21]
 [ 1  3 63]]

```

Fig. 6. Resultado bosques aleatorios

	precision	recall	f1-score	support
ALTO	0.25	0.04	0.07	24
BAJO	0.40	0.31	0.35	26
MEDIO	0.60	0.84	0.70	67
accuracy			0.56	117
macro avg	0.42	0.40	0.37	117
weighted avg	0.48	0.56	0.49	117

0.5555555555555556

```
[[ 1  4 19]
 [ 0  8 18]
 [ 3  8 56]]
```

Fig. 7. Resultado los K vecinos más cercanos

	precision	recall	f1-score	support
ALTO	0.00	0.00	0.00	24
BAJO	0.60	0.23	0.33	26
MEDIO	0.59	0.94	0.72	67
accuracy			0.59	117
macro avg	0.40	0.39	0.35	117
weighted avg	0.47	0.59	0.49	117

0.5897435897435898

```
[[ 0  0 24]
 [ 0  6 20]
 [ 0  4 63]]
```

Fig. 8. Resultado máquinas de vector soporte

	precision	recall	f1-score	support
ALTO	0.33	0.12	0.18	24
BAJO	0.48	0.38	0.43	26
MEDIO	0.63	0.82	0.71	67
accuracy			0.58	117
macro avg	0.48	0.44	0.44	117
weighted avg	0.54	0.58	0.54	117

0.5811965811965812

```
[[ 3  2 19]
 [ 3 10 13]
 [ 3  9 55]]
```

Fig. 9. Resultado Naïve Bayes

	precision	recall	f1-score	support
ALTO	0.75	0.12	0.21	24
BAJO	0.55	0.42	0.48	26
MEDIO	0.66	0.91	0.76	67
accuracy			0.64	117
macro avg	0.65	0.49	0.49	117
weighted avg	0.65	0.64	0.59	117

```

0.6410256410256411
[[ 3  4 17]
 [ 0 11 15]
 [ 1  5 61]]

```

Fig. 10. Resultado Perceptron Multicapa

De acuerdo a los resultados obtenidos y debido a que no existen estadísticas de precisión para lugares habitables, se eligió el algoritmo Perceptron Multicapa (MultiLayer Perceptron) para el entrenamiento y validación del modelo, ya que presenta un porcentaje mayor al 50% en cada índice.

A pesar de la limpieza y preparación de datos, se puede notar que estos aún se encuentran desbalanceados, es decir, para una de las clases existen más ejemplos, con mucha diferencia respecto a las otras.

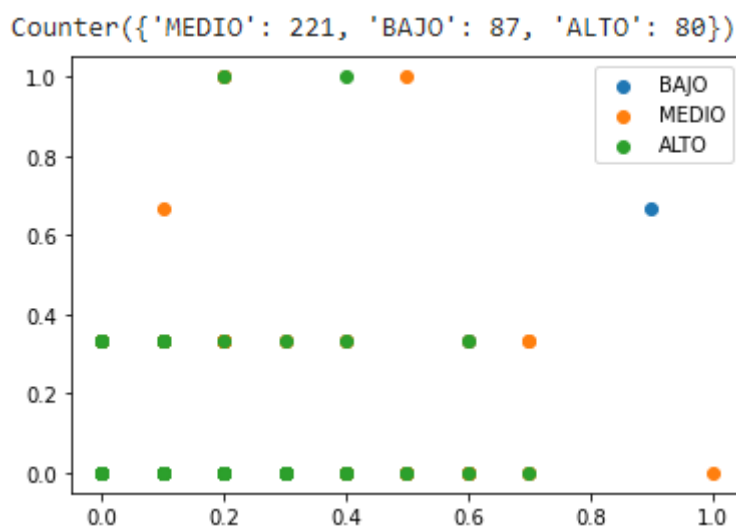


Fig. 11. Datos desbalanceados

Es por ello que lo primero que se tomó en cuenta para el entrenamiento del modelo, es el balance de los datos, esto se realizó con ayuda de la técnica SMOTE (Synthetic Minority Oversampling Technique), la cual consiste en sintetizar nuevos ejemplos de la clase minoritaria en el conjunto de datos de entrenamiento antes de ajustar un modelo [33].

A esta técnica se le sugiere ser combinada con un submuestreo aleatorio de la clase mayoritaria, en este caso se usó la clase RandomUnderSampler.

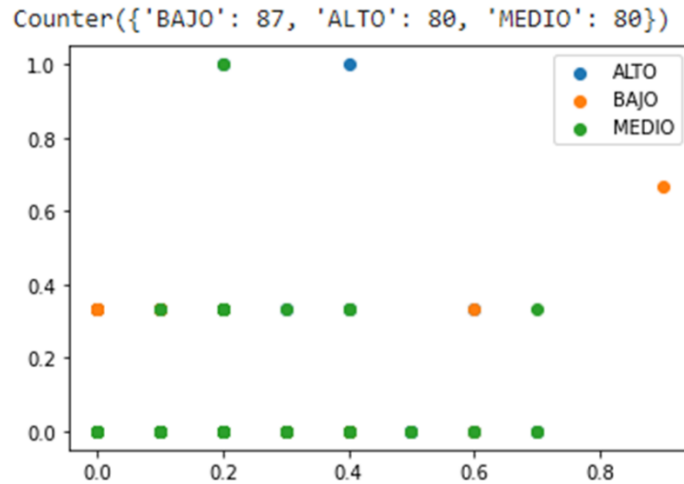


Fig. 12. Datos balanceados

El proceso de validación se realizó con el 30% de la misma data balanceada obtenida para el entrenamiento.

A continuación, se pueden observar los resultados de precisión obtenidos con la validación cruzada (Cross-Validation), y la precisión promedio al final, después de haber evaluado 50 modelos del conjunto de datos.

```
[0.58333333 0.58333333 0.65217391 0.73913043 0.60869565 0.66666667
0.58333333 0.65217391 0.60869565 0.69565217 0.625      0.58333333
0.56521739 0.52173913 0.69565217 0.66666667 0.625      0.56521739
0.65217391 0.56521739 0.5         0.54166667 0.65217391 0.60869565
0.60869565 0.58333333 0.375      0.73913043 0.60869565 0.69565217
0.54166667 0.66666667 0.60869565 0.56521739 0.56521739 0.625
0.66666667 0.47826087 0.65217391 0.60869565 0.66666667 0.625
0.56521739 0.60869565 0.60869565 0.58333333 0.41666667 0.60869565
0.56521739 0.60869565]
0.6037318840579711
```

Fig. 13. Resultados Cross-Validation

Se realizó este proceso varias veces con el fin de obtener la mayor precisión y se guardaron los modelos para decidir posteriormente cuál se utilizaría en las futuras predicciones.

El modelo escogido tiene una precisión mínima de 41.7%, máxima de 78.3% y promedio de 60.8%.

#### 4. Obtener una valoración positiva del desempeño del modelo computacional a través de un juicio de expertos.

Se desarrolló un juicio de expertos que consistió en una encuesta realizada a 5 profesionales del área de psicología o sociología, y 5 profesionales del área de arquitectura y urbanismo; donde cada uno tenía que dar el índice de habitabilidad (bajo-medio-alto) de 20 imágenes de acuerdo a su criterio. Con los porcentajes obtenidos, se definió el índice predominante por cada grupo de expertos y el total. Posteriormente, las mismas 20 imágenes fueron procesadas por el modelo computacional.

TABLA VI: VALIDACIÓN DE EXPERTOS

IMAGEN	PSICOLOGÍA/ SOCIOLOGÍA	ARQUITECTURA/ URBANISMO	EXPERTOS	MODELO
1	BAJO	BAJO/MEDIO	BAJO	MEDIO
2	BAJO	MEDIO	MEDIO	BAJO
3	BAJO	MEDIO	MEDIO	MEDIO
4	MEDIO	MEDIO	MEDIO	MEDIO
5	MEDIO	MEDIO	MEDIO	BAJO
6	BAJO/MEDIO	MEDIO	MEDIO	BAJO
7	BAJO/MEDIO	MEDIO/ALTO	MEDIO	BAJO
8	BAJO/MEDIO	MEDIO	MEDIO	MEDIO
9	MEDIO	ALTO	MEDIO	MEDIO
10	BAJO	MEDIO	MEDIO	MEDIO
11	MEDIO	MEDIO/ALTO	MEDIO	MEDIO
12	MEDIO/ALTO	MEDIO/ALTO	MEDIO/ALTO	MEDIO
13	MEDIO	ALTO	MEDIO	ALTO
14	BAJO/MEDIO	MEDIO	MEDIO	ALTO
15	MEDIO/ALTO	MEDIO	MEDIO	MEDIO
16	BAJO	MEDIO/ALTO	BAJO	MEDIO
17	MEDIO	BAJO/ALTO	BAJO/MEDIO	MEDIO
18	BAJO/ALTO	MEDIO	MEDIO/ALTO	ALTO
19	BAJO	BAJO/ALTO	BAJO	ALTO
20	MEDIO	ALTO	MEDIO	MEDIO

De acuerdo a los psicólogos o sociólogos, 12 de las 20 imágenes obtienen el mismo índice que proporciona el modelo; de acuerdo a los arquitectos o urbanistas, 11 de las 20 imágenes obtienen el mismo índice que proporciona el modelo; y, de acuerdo a todos los expertos, 11 de las 20 imágenes obtienen el mismo índice que proporciona el modelo. Con estos resultados, se puede decir que los índices de habitabilidad de los aspectos psicosociales y psicoespaciales que proporciona el modelo tienen 55% de aproximación a la realidad.

El producto acreditable de este trabajo se centró en convertir los aspectos subjetivos del análisis de habitabilidad para la ciudad de Chiclayo en una medida estándar objetiva que contribuya a una mejor planificación urbana.

A diferencia del algoritmo Streetscore [14], que utilizó un estudio crowdsourcing para obtener los datos para el entrenamiento y validación del modelo, se optó por recolectar información proveniente de fuentes abiertas como Google Maps y Data Crim de INEI.

El proyecto Arturo [12] da como resultado conocimiento reutilizable sobre la percepción subjetiva de los ciudadanos; sin embargo, el producto de esta tesis funciona únicamente para la ciudad de Chiclayo, ya que la realidad de cada urbe es diferente.

En contraste con los antecedentes presentados, los cuales ofrecen la visualización de un mapa o conjunto de ellos como resultado, este trabajo solo proporciona el modelo que se puede utilizar para obtener dichas cartografías.

Durante la búsqueda de trabajos que puedan ayudar a argumentar el presente, no se logró hallar uno cuyos resultados puedan ser una guía para la precisión del modelo; es por ello que se decidió como base un 50%, el cual es sobrepasado durante el proceso de Machine Learning y validado posteriormente por los expertos.

## Conclusiones

Las características obtenidas, que capturan los aspectos psicológicos y sociales de la percepción contextual en una imagen, cumplen con el propósito de ayudar a evaluar cada fotografía de manera objetiva.

Las imágenes, valoraciones y datos criminales deben pertenecer a la ciudad de estudio para un mayor porcentaje de aproximación a la realidad.

La manera más efectiva de obtener los índices para el training data set es el uso del algoritmo k-means; ya que las valoraciones de Google Maps, los datos de Data-Crim y el etiquetado con ayuda de la matriz de características, son 3 aspectos diferentes que solo el agrupamiento imparcial puede resolver.

Balancear los datos y hacer una validación cruzada de estos la mayor cantidad de veces posible, genera una mayor precisión de predicción en el modelo.

La escala de validación (alto – medio – bajo) permite que los expertos evalúen las imágenes de la misma manera que el modelo proporciona los resultados y se obtenga un porcentaje de aproximación a la realidad parecido, en especial por parte de los profesionales de psicología y sociología.

El producto acreditable logró predecir los aspectos subjetivos de la habitabilidad de forma objetiva.

## **Recomendaciones**

La matriz de características, con la que se realizó el etiquetado de las imágenes, puede ser mejorada para la obtención de resultados más puntuales.

Cada ciudad tiene una realidad diferente a la de este estudio, es por ello que, si se va a replicar en otra urbe, se recomienda utilizar sus propias imágenes, valoraciones y datos de criminología.

Otra manera de evaluar los aspectos psicosociales y psicoespaciales, de una forma más exacta, es a través del crowdsourcing; para trabajos posteriores, se recomienda utilizar este medio para entrenar el modelo en lugar de la recolección de datos.

Este modelo ofrece resultados cualitativos, se propone una futura investigación cuyo predictor esté capacitado para obtener índices cuantitativos.

Con ayuda del producto acreditable, se pueden elaborar diversas herramientas digitales para la visualización de los datos, de manera que sean fáciles de entender para todos.

## Referencias

- [1] BID, “Guía metodológica del Programa de Ciudades Emergentes y Sostenibles.” 2016, [Online]. Available: <https://publications.iadb.org/publications/spanish/document/Guía-Metodológica-Programa-de-Ciudades-Emergentes-y-Sostenibles-Tercera-edición.pdf>.
- [2] R. Pérez-Delhoyo, C. García-Mayor, H. Mora-Mora, V. Gilart-Iglesias, and M. D. Andújar-Montoya, “Making smart and accessible cities: An urban model based on the design of intelligent environments,” in *SMARTGREENS 2016 - Proceedings of the 5th International Conference on Smart Cities and Green ICT Systems*, 2016, pp. 63–70, doi: 10.5220/0005798100630070.
- [3] C. Grande Núñez, “Diseño de datos: del Big Data al urbanismo,” Proyecto Fin de Carrera / Trabajo Fin de Grado, Dept. E.T.S. Arquitectura Universidad Politécnica de Madrid, Madrid, España, 2019.
- [4] J. M. da Cunha and Vignol Rodríguez Jorge, “Crecimiento urbano y movilidad en América Latina,” *Rev. Latinoam. Población*, vol. 3, no. 4–5, pp. 27–64, 2009, [Online]. Available: <https://www.redalyc.org/pdf/3238/323827368003.pdf>.
- [5] E. Budreyko and V. Joklova, “Innovative digital tools for ecological approaches in urban design in Slovak Context,” in *Proceedings - 2018 International Conference on Engineering Technologies and Computer Science, EnT 2018*, 2018, pp. 101–105, doi: 10.1109/EnT.2018.00029.
- [6] M. J. Hernández Araque, “Urbanismo participativo. Construcción social del espacio urbano,” *Rev. Arquít.*, vol. 18, no. 1, pp. 6–17, 2016, doi: 10.14718/revarq.2016.18.1.2.
- [7] A. Toro Blanco, P. Jirón Martínez, and L. Goldsack Jarpa, “Análisis e incorporación de factores de calidad habitacional en el diseño de las viviendas sociales en Chile. Propuesta metodológica para un enfoque integral de la calidad residencial,” *Rev. INVI*, vol. 18, no. 46, pp. 9–21, 2003, [Online]. Available: <http://revistainvi.uchile.cl/index.php/INVI/article/view/399/370>.
- [8] Municipalidad de Chiclayo, “El sistema urbano de Chiclayo: La Metropolización,” Chiclayo. [Online]. Available: [https://www.munichiclayo.gob.pe/Documentos/PDF\\_PDUA/PDUA\\_CAP\\_II.pdf](https://www.munichiclayo.gob.pe/Documentos/PDF_PDUA/PDUA_CAP_II.pdf).
- [9] Instituto Nacional de Estadística e Informática, “Informe Técnico: Estadística de Seguridad Ciudadana,” Lima, 2018. [Online]. Available: [https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/boletines/04-informe-tecnico-n04\\_estadisticas-seguridad-ciudadana-ene-jun2018.pdf](https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/boletines/04-informe-tecnico-n04_estadisticas-seguridad-ciudadana-ene-jun2018.pdf).
- [10] A. D. P. León Rodríguez, J. V. Alfonso Ávila, S. E. Díaz Márquez, and J. E. Quevedo Reyes, “Evaluación de la habitabilidad en barrios. Uso de técnicas alternativas,” *Bitácora Urbano Territ.*, vol. 29, no. 3, pp. 69–78, 2019, doi: 10.15446/bitacora.v29n3.67227.
- [11] 300.000 Km/s, “300.000 Km/s | Engaged with better cities.” <https://300000kms.net/> (accessed Jan. 24, 2021).
- [12] 300.000 Km/s, “ARTURO.” <http://arturo.300000kms.net/> (accessed Jan. 24, 2021).
- [13] D. Quercia, R. Schifanella, and L. M. Aiello, “GoodCityLife.” <https://goodcitylife.org/> (accessed Jan. 24, 2021).
- [14] N. Naik, J. Philipoom, R. Raskar, and C. Hidalgo, “Streetscore-predicting the perceived safety of one million streetscapes,” in *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, 2014, no. June 2016, pp. 793–799, doi: 10.1109/CVPRW.2014.121.
- [15] G. L. Barczynszyn *et al.*, “A collaborative system for suitable wheelchair route planning,” *ACM Trans. Access. Comput.*, vol. 11, no. 3, pp. 1–26, 2018, doi: 10.1145/3237186.
- [16] impostergable, “impostergable - Somos ciencia de ciudad.” <https://www.impostergable.com/> (accessed Jan. 24, 2021).

- [17] impostergable, “i’ mappin® (@i.mappin) • Fotos y videos de Instagram.” <https://www.instagram.com/i.mappin/> (accessed Jan. 24, 2021).
- [18] E. Ontiveros, D. Vizcaíno, and V. López Sabater, *Las ciudades del futuro: inteligentes, digitales y sostenible*. Madrid: Fundación Telefónica, 2017.
- [19] A. Mainka, W. Castelnovo, V. Miettinen, S. Bech-Petersen, S. Hartmann, and W. G. Stock, “Open innovation in smart cities: Civic participation and co-creation of public services,” in *Proceedings of the Association for Information Science and Technology*, 2016, vol. 53, no. 1, pp. 1–5, doi: 10.1002/ptra2.2016.14505301006.
- [20] S. Ornés, “El urbanismo, la planificación urbana y el ordenamiento territorial desde la perspectiva del derecho urbanístico venezolano,” *Politeia*, vol. 32, no. 42, pp. 197–225, 2009, [Online]. Available: <https://www.redalyc.org/pdf/1700/170014942008.pdf>.
- [21] S. H. Moreno Olmos, “La habitabilidad urbana como condición de calidad de vida,” *Palapa*, vol. 3, no. 2, pp. 47–54, 2008, [Online]. Available: <https://www.redalyc.org/pdf/948/94814774007.pdf>.
- [22] Ayuntamiento de Vitoria-Gasteiz, “Estudio de movilidad y espacio público. VITORIA - GASTEIZ,” [Online]. Available: <https://fddocuments.es/document/metodologia-de-analisis-de-habitabilidad-urbana-vitoria-estudio-de-movilidad.html>.
- [23] A. Garfias Molgado and A. Guzmán Ramírez, “Metodología para el análisis de la habitabilidad urbana,” *Arquit. y Urban.*, vol. 39, no. 1, pp. 75–87, 2018, [Online]. Available: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=376858935007>.
- [24] RAE, “Diccionario de la lengua española | Edición del Tricentenario | RAE - ASALE.” <https://dle.rae.es/> (accessed Jan. 24, 2021).
- [25] G. F. Luger, *Artificial Intelligence: Structures and Strategies for Complex Problem Solving*, vol. 5th. Boston: Pearson, 2005.
- [26] L. E. Sucar and G. Gómez, “Vision Computacional,” *Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica*. p. 185, 2011, [Online]. Available: <http://ccc.inaoep.mx/~esucar/Libros/vision-sucar-gomez.pdf>.
- [27] L. Sandoval Serrano, “Algoritmos de aprendizaje automático para análisis y predicción de datos,” *Rev. Tecnológica ITCA-FEPADE*, vol. 11, pp. 36–40, 2018, [Online]. Available: [http://www.redicces.org.sv/jspui/bitstream/10972/3626/1/Art6\\_RT2018.pdf](http://www.redicces.org.sv/jspui/bitstream/10972/3626/1/Art6_RT2018.pdf).
- [28] R. Hernandez Sampieri, C. Fernández Collado, and P. Baptista Lucio, *Metodología de la investigación científica*. McGraw Hill, 2010.
- [29] Velogig, “Machine Learning: qué es, procesos, etapas y pasos a seguir.” <https://velogig.com/que-es-el-machine-learning-y-como-es-su-proceso/> (accessed Jan. 24, 2021).
- [30] V. Roman, “Aprendizaje Supervisado: Introducción a la Clasificación y Principales Algoritmos | by Victor Roman | Ciencia y Datos | Medium,” 2019. <https://medium.com/datos-y-ciencia/aprendizaje-supervisado-introducción-a-la-clasificación-y-principales-algoritmos-dadee99c9407> (accessed Feb. 01, 2021).
- [31] V. Roman, “Algoritmos Naive Bayes: Fundamentos e Implementación | by Victor Roman | Ciencia y Datos | Medium,” 2019. <https://medium.com/datos-y-ciencia/algoritmos-naive-bayes-fudamentos-e-implementación-4bcb24b307f> (accessed Feb. 01, 2021).
- [32] Z. Little, “Multi-Layer Perceptron (MLP). What is MLP? | by Z<sup>2</sup> Little | Medium,” 2020. <https://xzz201920.medium.com/multi-layer-perceptron-mlp-4e5c020fd28a> (accessed Feb. 01, 2021).
- [33] J. Brownlee, “SMOTE for Imbalanced Classification with Python,” 2020. <https://machinelearningmastery.com/smote-oversampling-for-imbalanced-classification/>.

## Anexos

### ANEXO 01. ENTREVISTA A ARQUITECTO(A) O URBANISTA

Esta entrevista busca obtener información sobre la situación urbana de Chiclayo.

1. El objeto de estudio es la ciudad de Chiclayo, como arquitecto(a) ¿cuáles cree que son los problemas más resaltantes de dicha zona?
2. Uno de los problemas bastante mencionado es el desorden ¿Por qué cree usted que existe?
3. ¿Qué tipo de solución propondría usted para corregir este problema?
4. ¿Cree usted que el uso de la tecnología facilitaría su solución? ¿De qué manera?

### ANEXO 02. ENTREVISTA A SOCIÓLOGO(A) O PSICÓLOGO(A)

Esta entrevista busca obtener las características que capturan los aspectos psicológicos y sociales de la percepción contextual.

1. ¿Cuál es la relación entre la percepción de la realidad y la realidad misma?
2. ¿Se puede medir la percepción de la realidad al ver una imagen?
3. La habitabilidad consiste en asegurar las condiciones mínimas de seguridad y confort, ¿qué características visuales afectan la percepción de seguridad y confort de una persona?

### ANEXO 03. JUICIO DE EXPERTOS

#### Juicio de Expertos

A través de esta encuesta, se va a comprobar la precisión del modelo computacional elaborado.

Los expertos deben marcar, según su criterio, si la imagen representa un lugar con un índice de habitabilidad bajo, medio o alto, siendo BAJO cuando el lugar que representa la imagen es inseguro y el ciudadano no se siente identificado con él, MEDIO cuando el lugar es percibido como lo suficientemente seguro pero sin un total sentido de pertenencia a este, y ALTO cuando existe un gran sentido de seguridad y pertenencia por parte del ciudadano.

Profesión

Psicología / Sociología

Arquitectura / Urbanismo

Imagen #1



Alto

Medio

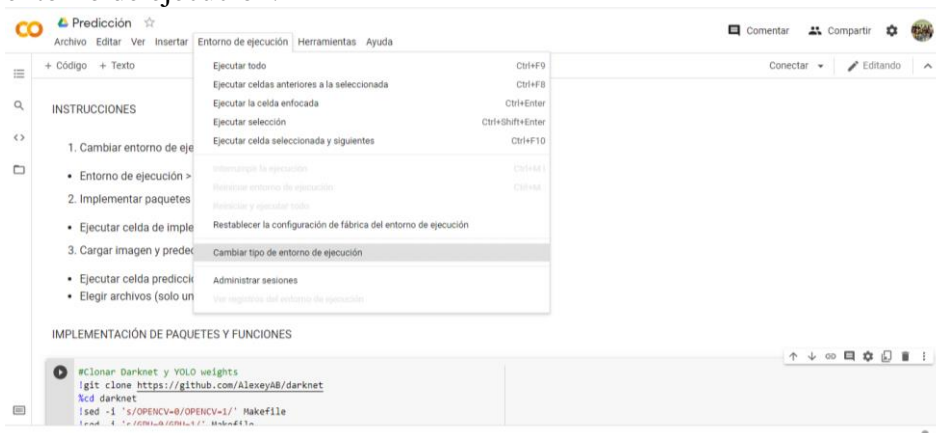
Bajo

El juicio de expertos completo se encuentra en el siguiente link:  
<https://forms.gle/ZN7VbGbMfJbdxgt9>

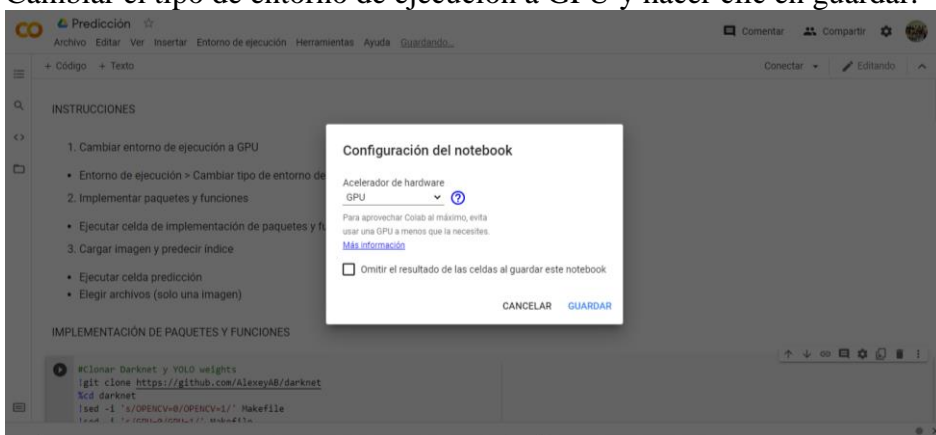
## ANEXO N° 04. MANUAL DE USUARIO

### 1. Cambiar entorno de ejecución a GPU

- Ingresar a la opción “entorno de ejecución” y hacer clic en cambiar tipo de entorno de ejecución.

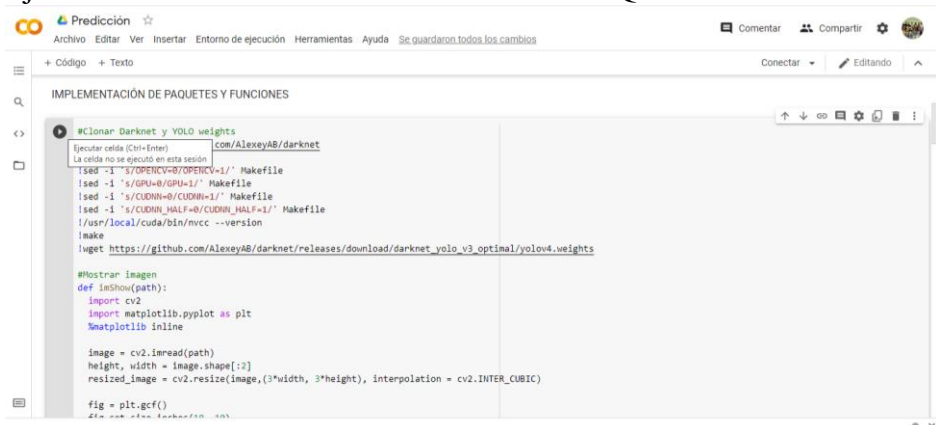


- Cambiar el tipo de entorno de ejecución a GPU y hacer clic en guardar.



### 2. Implementar paquetes y funciones

- Ejecutar la celda IMPLEMENTACIÓN DE PAQUETES Y FUNCIONES.



### 3. Cargar imagen y predecir índice

#### a. Ejecutar la celda PREDICCIÓN.



#### b. Hacer clic en elegir archivos y cargar una sola imagen.

