

**UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA
LA MOLINA**

FACULTAD DE ECONOMÍA Y PLANIFICACIÓN



**“SEGMENTACIÓN DE CLIENTES POTENCIALES DEL SECTOR
INMOBILIARIO EN LIMA METROPOLITANA”**

**TRABAJO DE SUFICIENCIA PROFESIONAL PARA OPTAR TÍTULO
DE INGENIERO ESTADÍSTICO E INFORMÁTICO**

CARLOS ARMANDO PIEDRA PARAVICINO

LIMA – PERÚ

2022

Document Information

Analyzed document	TSP CARLOS PIEDRA - 2022-Correcciones 06.09-Revisado J. Chue 07-09-2022.docx (D143726737)
Submitted	9/7/2022 6:56:00 PM
Submitted by	JORGE CHUE GALLARDO
Submitter email	jchue@lamolina.edu.pe
Similarity	0%
Analysis address	jchue.unalm@analysis.arkund.com

Sources included in the report

W	URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Callao Fetched: 11/28/2019 8:47:26 PM	 1
----------	--	--

Entire Document

UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA LA MOLINA
FACULTAD DE ECONOMÍA Y PLANIFICACIÓN
"SEGMENTACIÓN DE CLIENTES POTENCIALES DEL SECTOR INMOBILIARIO EN LIMA METROPOLITANA"
TRABAJO DE SUFICIENCIA PROFESIONAL PARA OPTAR EL TÍTULO DE INGENIERO ESTADÍSTICO E INFORMÁTICO
CARLOS ARMANDO PIEDRA PARAVICINO
LIMA – PERÚ
2022

..... La UNALM es titular de los derechos patrimoniales de la presente investigación (Art. 24 - Reglamento de Propiedad Intelectual)

UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA LA MOLINA
FACULTAD DE ECONOMÍA Y PLANIFICACIÓN
"SEGMENTACIÓN DE CLIENTES POTENCIALES DEL SECTOR INMOBILIARIO EN LIMA METROPOLITANA"
TRABAJO DE SUFICIENCIA PROFESIONAL PARA OPTAR EL TÍTULO DE INGENIERO ESTADÍSTICO E INFORMÁTICO
Presentado por: CARLOS ARMANDO PIEDRA PARAVICINO

Sustentado y aprobado ante el siguiente jurado:

Dr. Rino Nicanor Sotomayor Ruiz PRESIDENTE Dr. Jorge Chue Gallardo ASESOR
Mg. Sc. Celso Gonzales Chavesta MIEMBRO Mg. Grimaldo José Febres Huamán MIEMBRO
LIMA – PERÚ 2022 DEDICATORIA

A mis padres por todo su apoyo incondicional durante la etapa universitaria. A mi novia Martha por ser una inspiración en el seguimiento de los objetivos. A mi tía Irene, Chela, hermano Gian Piero, por todo su apoyo.

AGRADECIMIENTOS

A mi casa de estudios la Universidad Nacional Agraria la Molina por la formación académica y profesional. A mi asesor el Prof. Jorge Chue Gallardo por su apoyo, disposición y exigencia durante todo el proceso de desarrollo del trabajo.

UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA LA MOLINA
FACULTAD DE ECONOMÍA Y PLANIFICACIÓN

**“SEGMENTACIÓN DE CLIENTES POTENCIALES DEL SECTOR
INMOBILIARIO EN LIMA METROPOLITANA”**

**TRABAJO DE SUFICIENCIA PROFESIONAL PARA OPTAR
TÍTULO DE INGENIERO ESTADÍSTICO E INFORMÁTICO**

Presentado por:

CARLOS ARMANDO PIEDRA PARAVICINO

Sustentado y aprobado ante el siguiente jurado:

Dr. Rino Nicanor Sotomayor Ruiz

PRESIDENTE

Dr. Jorge Chue Gallardo

ASESOR

Mg. Sc. Celso Gonzales Chavesta

MIEMBRO

Mg. Grimaldo José Febres Huamán

MIEMBRO

Lima – Perú

2022

DEDICATORIA

A mis padres por todo su apoyo incondicional durante la etapa
universitaria.

A mi novia Martha por ser una inspiración en el
seguimiento de los objetivos.

A mi tía Irene, Chela, hermano Gian Piero, por todo su apoyo.

AGRADECIMIENTOS

A mi casa de estudios la Universidad Nacional Agraria la Molina por la
formación académica y profesional.

A mi asesor el Prof. Jorge Chue Gallardo por su apoyo, disposición y exigencia
durante todo el proceso de desarrollo del trabajo.

ÍNDICE GENERAL

I.	INTRODUCCIÓN	1
1.1.	Problemática.....	1
1.2.	Objetivos	3
1.2.1.	Objetivo general.....	3
1.2.2.	Objetivos específicos	3
II.	REVISIÓN DE LITERATURA.....	4
2.1.	Mercado inmobiliario	4
2.2.	Componentes del mercado inmobiliario.....	4
2.2.1.	Bienes inmuebles o departamentos.....	4
2.2.2.	Oferta Inmobiliaria	4
2.2.3.	Demanda inmobiliaria	5
2.3.	Mercado Inmobiliario en el Perú.....	5
2.4.	Oferta Inmobiliaria en Lima metropolitana.....	6
2.5.	Demanda Inmobiliaria en Lima metropolitana	6
III.	MATERIALES Y MÉTODOS	7
3.1.	Alcance de la investigación.....	7
3.1.1.	Alcance y tipo de investigación.....	7
3.1.2.	Delimitación temporal	7
3.1.3.	Ámbito del proyecto	7
3.1.4.	Población y muestra.....	7
3.1.5.	Recolección de datos	8
3.2.	Conceptos necesarios para el desarrollo del trabajo.....	9
3.2.1.	Análisis Cluster.....	9
3.2.1.	Método de segmentación K-means.....	11
3.2.2.	Método de segmentación vecinos más cercanos (KNN)	12
3.3.	Procedimientos realizados	14
3.3.1.	Funciones desempeñadas.....	14
3.3.2.	Contribución en la solución de situaciones problemáticas	14
3.3.3.	Análisis de contribución en términos de las competencias y habilidades	15
3.3.4.	Nivel de beneficio obtenido por el centro laboral	15
IV.	RESULTADOS Y DISCUSIÓN	16

V. CONCLUSIONES	25
VI. RECOMENDACIONES	26
VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	27
VIII. ANEXOS	29

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Variables para el análisis de segmentación	16
Tabla 2 Análisis descriptivo	16
Tabla 3 Matriz de correlación.....	17
Tabla 4 Cantidad de casos en 4 segmentos	19
Tabla 5 Cantidad de casos en 5 segmentos	20
Tabla 6 Cantidad de casos en 6 segmentos	21
Tabla 7 Cantidad de casos en 3 segmentos	22

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Distancias intra-clúster e inter-clúster finalizada la generación de grupos.....	10
Figura 2. Cálculo de los centroides por el método del codo.....	18
Figura 3. Segmentación K Means en 4 grupos.....	19
Figura 4. Segmentación K Means en 5 grupos.....	20
Figura 5. Segmentación K Means en 5 grupos.....	21
Figura 6. Segmentación Vecinos más cercanos – 4 segmentos.....	22

ÍNDICE DE ANEXOS

Anexo 1 Edad cruzada con los segmentos.....	29
Anexo 2 Número de personas que vivirán en el futuro hogar cruzado con los segmentos .	29
Anexo 3 Número de dormitorios de interés cruzado con los segmentos.....	29
Anexo 4 Rango de ingreso familiar cruzado con los segmentos.....	29
Anexo 5 NSE cruzado con los segmentos	30
Anexo 6 Distrito donde reside cruzado con los segmentos	30
Anexo 7 Distrito de interés cruzado con los segmentos.....	30
Anexo 8 Género cruzado con los segmentos.....	30
Anexo 9 Atributo más valorado cruzado con los segmentos.....	31
Anexo 10 Valor del departamento cruzado con los segmentos.....	31

RESUMEN

Partiendo que, en los negocios el cambio es algo que se da en el día a día y no se puede utilizar siempre las mismas estrategias, esta sería la razón por la que el cliente cuyo negocio se centra en el rubro inmobiliario, presenta un estancamiento en el ritmo de ventas. El cliente consciente que su esquema comercial no le viene dando los resultados esperados, solicita a la empresa de investigación realizar un estudio de mercado, con el fin de conocer más a su cliente objetivo y establecer las estrategias de comunicación.

El presente trabajo aborda el desarrollo de una metodología de segmentación de clientes potenciales cuyo denominador común es la búsqueda de una vivienda propia, la información es recogida a través de una encuesta en la cual se utilizan variables cuantitativas y cualitativas. Una vez recogida la información y contando con la base de respuestas se trabajó el análisis clúster, comparando con el algoritmo k-means y vecinos más cercanos, optando finalmente por el primer algoritmo. Para el procesamiento de datos y ejecución de la metodología se utilizó el software R. Finalmente, se eligieron cuatro agrupaciones las cuales permitieron ofrecer a los clientes una comunicación más a medida, lo cual otorgó una ventaja para los clientes que obtuvieron una oferta más acorde a sus necesidades.

Palabras clave: Mercado inmobiliario, análisis clúster, k-means, segmentación, Vecinos más cercanos.

ABSTRACT

Starting from the fact that, in business changing that occurs on a day-to-day basis and the same strategies cannot always be used, this would be the reason why the client whose business is focused on the real estate sector presents a stagnation in the rate of sales. The client, aware that his commercial scheme is not giving him the expected results, requests the research company to carry out a market study, in order to learn more about his target client and establish communication strategies.

This paper addresses the development of a potential customer segmentation methodology whose common denominator is the search for their own home, the information is collected through a survey in which quantitative and qualitative variables are used. Once the information was collected and counting on the response base, the cluster analysis was worked on, comparing it with the k- means algorithm and nearest neighbors, finally opting for the first algorithm. For the data processing and execution of the methodology, the R software was used. Finally, four groups were chosen, which allowed offering clients a more tailored communication, which gave an advantage to clients who obtained an offer more in line with their needs.

Keywords: real estate market, cluster analysis, k- means, segmentation, nearest neighbors.

I. INTRODUCCIÓN

1.1. Problemática

El presente trabajo de suficiencia profesional trata acerca del mercado inmobiliario y se desarrolló en una empresa de investigación de mercados en el año 2019, esta empresa cuenta con varios años en el rubro, que en adelante será denominada la “empresa”. Además, es miembro de la asociación de empresas de investigación de mercados (APEIM) y ofrece servicios de estudios de evaluación de proyectos de productos y servicios, en diferentes rubros.

El problema de la empresa inmobiliaria, en adelante denominada el “cliente”, fue que sus estrategias de ventas fueron siempre las mismas, debido a que por mucho tiempo tenían como supuesto que conocían perfectamente a sus compradores. Estas estrategias dieron como resultado demoras en las ventas de departamentos en sus proyectos (Matsuoka y Ruiz, 2014) A lo que se suma, la actitud de los compradores que son cada vez más exigentes con las empresas. Ellos esperan productos, servicios, información y atención que respondan directamente a sus necesidades individuales (McIlveen, 2017). Los compradores son de diversos tipos con múltiples características de búsqueda. Esta gran variedad de compradores puede definirse según la edad, afinidades, inmuebles que prefieren, estilo de vida y diferentes aspectos que hablan de su personalidad. Conocer mejor a los compradores es muy útil a la hora de brindar el mejor servicio, teniendo en cuenta que el producto inmobiliario requiere de inversiones y decisiones importantes, por lo que se necesita ser competente para dar el trato idóneo según las actitudes que manifiesten (Wasi, 2020).

Por lo expuesto, la segmentación o agrupamiento de clientes es importante para que las empresas comprendan a su público objetivo. Se pueden seleccionar y enviar diferentes anuncios a diferentes segmentos de audiencia según el perfil demográfico, intereses, nivel socio económico, etc. Otros sectores económicos como el e-commerce, la banca, el retail

entre otras, aprovechan la segmentación para optimizar sus recursos de marketing y dirigir el mensaje adecuado a su segmento objetivo.

Son muchas las técnicas de segmentación que ayudan a conocer mejor a los clientes y su uso está en función de lo que se necesite analizar. Las técnicas se clasifican en 3 grupos: descriptivas, semidescriptivas y predictivas. Dentro de las técnicas descriptivas se tienen los análisis de frecuencia, tablas cruzadas y cluster, en las técnicas semidescriptivas se tienen la técnica Chaid, mientras que en las técnicas predictivas se tiene a la regresión múltiple y el análisis Actualidad, Frecuencia y Monetario (RFM en inglés) e incluso las redes neurales (Liberos, 2022).

En el presente estudio se utilizó la técnica K-Means, el cual es un algoritmo de agrupamiento no supervisado diseñado para particionar datos en un cierto número (denotado por "k") de agrupaciones distintas. En otras palabras, k-means encuentra observaciones que comparten características importantes y las clasifica formando grupos (Jeffares, 2019).

Adicionalmente, se comparó con la técnica de Análisis de K -Vecinos Más Próximos, donde la clasificación K-NN, es el resultado es una membresía de clase. Un objeto se clasifica por el voto mayoritario de sus vecinos, asignándose el objeto a la clase más común en sus k vecinos más cercanos (k es un numero entero positivo, típicamente pequeño) (Salcedo, 2018).

La población o clientes potenciales, está conformada por hombres y mujeres, entre 18 y 70 años, personas solas o con familia, de los niveles socio económicos A, B y C, cuyo ingreso familiar sea de al menos S/. 3,000, residentes en Lima Metropolitana y el Callao que hayan indagado en los últimos 3 meses por algún proyecto inmobiliario, pensando en una futura compra. Para el proyecto, el “cliente” proporcionó a la empresa una base de potenciales compradores a quienes se les aplicó una encuesta telefónica diseñada expresamente para alcanzar los objetivos del trabajo. Se trabajaron 20 variables en el cuestionario, el cual estaba compuesto por preguntas cuantitativas y cualitativas.

Debido a los costos de trabajar con la población, el cliente solicitó trabajar con una muestra

aleatoria obtenida de la base de datos de tamaño $N=6350$ casos.

1.2. Objetivos

1.2.1. Objetivo general

Segmentar a los compradores potenciales del mercado inmobiliario para contribuir a optimizar las decisiones comerciales de la empresa inmobiliaria.

1.2.2. Objetivos específicos

- Generar perfiles de grupos diferenciados al cliente, lo que permitirá ofrecer una comunicación adecuada a cada uno de sus segmentos objetivos.
- Identificar el número idóneo de segmentos resultantes tomando de base la muestra de compradores potenciales.
- Comparar las técnicas del K-means y Vecinos más cercanos, para determinar cuál brinda un mejor desempeño y finalmente utilizarla en el proceso de segmentación.

II. REVISIÓN DE LITERATURA

2.1. Mercado inmobiliario

El Mercado inmobiliario se define como el conjunto de activos, compradores y vendedores de bienes inmuebles. Considerando la naturaleza del bien en cuestión, pueden clasificarse en activos residenciales, oficinas, locales comerciales, industriales, entre otros.

Entre las principales características del mercado inmobiliario, destacamos la particularidad del inmueble, esto lo atribuimos a la heterogeneidad de los bienes inmuebles, puesto que cada vivienda tiene atributos propios, que la hacen distinguir frente a otros inmuebles. Una característica adicional son los precios elevados de cada bien inmueble, lo cual genera un importante mercado de alquileres de viviendas. Por otro lado, se destaca la importancia que tiene este sector en la economía del país (Matsuoka y Ruiz, 2014, p. 11).

2.2. Componentes del mercado inmobiliario

El mercado inmobiliario se compone de tres elementos principales: El bien inmueble, los ofertantes y los demandantes.

2.2.1. Bienes inmuebles o departamentos

Se definen, como su nombre lo indica, como todos aquellos bienes tangibles que carecen de movilidad y que tampoco pueden ser trasladados de un lugar a otro sin comprometer su estructura física. Por lo general, se define como el conjunto de habitaciones que conforman un domicilio con fines de vivienda independiente dentro de una edificación.

2.2.2. Oferta Inmobiliaria

Conformada por la disponibilidad total de bienes inmuebles para su venta y/o alquiler en determinado momento a distintos niveles de precio. Ello abarca tanto viviendas de estreno como de segundo uso.

Dentro de los factores que determinan la oferta inmobiliaria, se destacan los niveles o cantidades de inmuebles disponibles, que al ser superados por la demanda de inmuebles presionan los precios al alza. Otro factor es el precio del bien, que se relaciona positivamente con la cantidad ofertada de inmuebles. Son factores que influyen, también, los niveles de impuestos y licencias que gravan al negocio inmobiliario, las ganancias del mismo, y las expectativas sobre el precio futuro de los bienes inmuebles, los que se relacionan positivamente con la cantidad ofertada. Finalmente, cabe anotar que los costos de construcción son variables que consideran los agentes ofertantes en sus decisiones.

2.2.3. Demanda inmobiliaria

La demanda de inmuebles se constituye por aquellos clientes que desean y se encuentran en condiciones de adquirir un inmueble o rentarlo a cada nivel de precio vigente en el mercado inmobiliario. Entre los principales factores que determinan la demanda de inmuebles, se encuentra el ingreso real disponible, el desarrollo económico de la zona, el precio de los bienes inmuebles y las condiciones demográficas, tanto en términos de cantidad poblacional así como la composición del hogar típico de una zona. Es importante resaltar, que en algunos países, parte importante de la demanda viene influenciada por la política habitacional del Gobierno, mediante el establecimiento de programas de vivienda de interés social. En el caso peruano, el ejemplo sería el fondo “Mivivienda” (Coremberg, 2000).

2.3. Mercado Inmobiliario en el Perú

En la actualidad, el estado tiene una participación activa en el impulso del sector inmobiliario. Desde el Ministerio de Vivienda se han activado en el mercado inmobiliario durante los últimos años una serie de programas que brindan facilidades a todas las personas que desean adquirir una propiedad.

El Nuevo Crédito MiVivienda, el programa Techo Propio y MiVivienda Verde tienen un efecto muy beneficioso en el sector, sin embargo, el programa MiVivienda Verde merece una mención especial. En la actualidad es la alternativa que tiene la mayor acogida. Esto se debe principalmente al surgimiento de los edificios ecológicos en la ciudad. Mediante esta necesaria tendencia se ofrece inmuebles accesibles, amigables con el medio ambiente (Nexo Inmobiliario, 2020).

2.4. Oferta Inmobiliaria en Lima metropolitana

Para Arbulú (2022), la oferta de viviendas nuevas alcanza las 27,181 unidades en Lima Metropolitana y el Callao, según cifras brindadas por la Asociación de Empresas Inmobiliarias del Perú (ASEI).

De acuerdo con sus estudios:

- La zona de Lima Moderna (comprendida por los distritos de Jesús María, San Miguel, Lince, Magdalena del Mar, Pueblo Libre y Surquillo) lidera la oferta con 10,817 viviendas nuevas, es decir, el 39.8% del total.
- Después vienen Lima Top (comprendida por los distritos de Barranco, Miraflores, San Borja, San Isidro y Santiago de Surco) con 10,239 viviendas y una participación del 37.7 %
- Lima Centro (comprendida por los distritos de Breña, Cercado de Lima, Rímac y La Victoria) con 3,654 unidades y 13.4 %
- Lima Sur (comprendida por los distritos de Chorrillos, San Juan de Miraflores, Villa El Salvador, Villa María del Triunfo) con 1,183 viviendas y 4.4 %.
- Lima Norte (Carabayllo, Comas, Independencia, Los Olivos, Puente Piedra, San Martín de Porres, Ancón y Santa Rosa) con 720 viviendas y 2.6 % de participación
- Lima Este (Ate, Santa Anita, El Agustino, San Juan de Lurigancho) con 280 unidades y 1.1 %, y Callao con 270 viviendas y 1 %.

Según la fase de construcción, el 57% de la oferta de viviendas nuevas se encuentra actualmente en planos, mientras el 36 % de la oferta de viviendas nuevas están en construcción y solo el 7 % en entrega inmediata (Arbulú, 2022)

2.5. Demanda Inmobiliaria en Lima metropolitana

Tras el impacto económico del COVID-19, la colocación de viviendas empezó a recuperarse desde mediados del 2020 y esta tendencia se mantuvo a lo largo del 2021. No obstante, las ventas aún no retornan a los niveles previos a la pandemia. Así, de acuerdo con el último reporte de la consultora inmobiliaria Tinsa, muestra que en el tercer trimestre del 2021 se vendieron en Lima y Callao 3,465 viviendas nuevas, un 28.7% menos respecto a las ventas registradas en similar trimestre del 2019.

La recuperación de las ventas en este 2022 no solo dependerá del avance económico, sino también del nivel de incertidumbre política (Yara, 2022).

III. MATERIALES Y MÉTODOS

3.1. Alcance de la investigación

3.1.1. Alcance y tipo de investigación

De acuerdo con el nivel de conocimiento que se desea alcanzar con el presente estudio, el tipo de investigación corresponde a una investigación explicativa y por la naturaleza de la información recogida para responder el problema, es una investigación cuantitativa. Con respecto al diseño de la investigación, esta es no experimental y transversal (Hernández Sampieri & Mendoza, 2018).

3.1.2. Delimitación temporal

El trabajo de recolección de información corresponde al primer trimestre del año 2019.

3.1.3. Ámbito del proyecto

Considerando el ámbito geográfico, el proyecto se realizó entre residentes de Lima metropolitana y Callao.

3.1.4. Población y muestra

La población objeto de estudio corresponde a hombres y mujeres, entre 18 y 70 años, personas solas o con familia, de los niveles socio económicos A, B y C, cuyo ingreso familiar sea de al menos de S/3,000, residentes en Lima metropolitana y Callao y que hayan indagado en el último año por algún proyecto inmobiliario, pensando en una futura compra. A estos usuarios los llamaremos clientes potenciales.

Es importante mencionar que el cliente inmobiliario compartió una base de usuarios visitantes de portales inmobiliarios a quienes se les aplicaría las preguntas filtros correspondientes para identificar a los clientes potenciales, a quienes finalmente se les

aplicaría la encuesta.

Para la determinación del tamaño de la muestra, se contó con un marco muestral de 6350 casos y a fin de que los resultados no difieran mucho de la población, se consideró trabajar con un error muestral de +/-3%, es así como el tamaño de muestra teórico sugerido es de 914 casos, sin embargo, a petición del cliente se realizaron 1100 encuestas.

Para obtener el tamaño de muestra (n), se trabajó mediante la siguiente formula (Scheaffer, Mendenhall & Ott, 1987):

$$n = \frac{z^2 * p * q * N}{e^2 * (N - 1) + z^2 * p * q} \quad (1)$$

Sobre el tipo de muestreo aplicado, se utiliza un muestreo probabilístico con método de selección aleatoria en una sola etapa. Se emplea un marco muestral de números de celulares de la base de usuarios compartida por el cliente inmobiliario y se realizan llamadas aleatoriamente. El programa CATI (QuestionPro, 2019) selecciona al azar un número de celular (que forma parte del marco muestral), se realiza la llamada y si la persona accede a la entrevista telefónica y completa toda la encuesta, se le considera una encuesta efectiva. No obstante, si la encuesta es rechazada o queda a medio terminar, el software selecciona aleatoriamente otro número y se continúa el proceso hasta obtener la cantidad de encuestados deseada.

3.1.5. Recolección de datos

Con respecto a la técnica de recolección de datos, esta se hizo a través de una fuente primaria, a través de encuestas telefónicas. El cuestionario utilizado fue elaborado por especialistas que trabajan en la “empresa”, con especialidad en Marketing, Psicología y con varios años en el rubro de investigación de mercados. El cuestionario posteriormente es aprobado por el cliente. La encuesta trabajada estaba compuesta por preguntas cerradas, del tipo cuantitativo y cualitativo.

3.2. Conceptos necesarios para el desarrollo del trabajo

Una vez concluido el trabajo de campo y generada la base con la información de las encuestas trabajadas, se realizaron los análisis estadísticos respectivos para desarrollar la segmentación de los compradores potenciales. En el estudio se trabajó con la segmentación a través de la metodología K -Means y vecinos más cercanos para compararlos.

3.2.1. Análisis Cluster

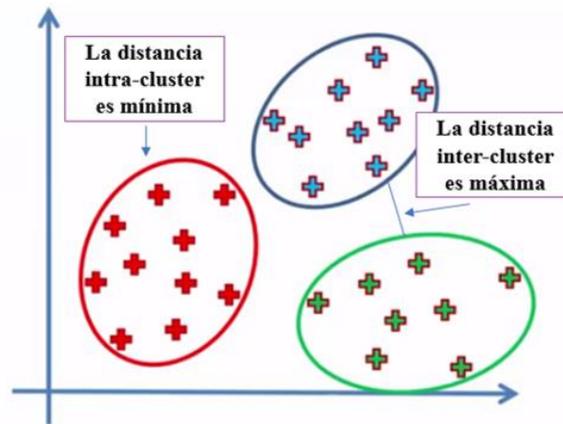
Las técnicas de análisis clúster se refieren a un conjunto muy amplio de algoritmos para encontrar subgrupos o grupos dentro de un conjunto de datos. El objetivo de estos métodos es tratar de dividir los datos en grupos heterogéneos para que las observaciones dentro de cada grupo sean bastante similares entre sí, mientras que las observaciones en diferentes grupos sean muy diferentes entre sí (James, Witten, Hastie & Tibshirani, 2017).

La similitud entre las observaciones de un conjunto de datos se define utilizando algunas medidas de distancia entre ellas, incluidas medidas de distancia euclidianas y basadas en correlación, por lo que estas técnicas trabajan con datos de tipo cuantitativo. La determinación de los grupos se basa en las distancias intra-clúster e inter-clúster:

- La distancia intra-clúster es la distancia entre los puntos de datos dentro del grupo. Si hay un fuerte efecto de agrupamiento, esta debería ser mínima (más homogéneo).
- La distancia inter-clúster es la distancia entre puntos de datos en diferentes grupos. Cuando exista un fuerte agrupamiento, estas deberían ser máximas (más heterogéneos).

Figura 1

*Distancias intra-clúster e inter-clúster
finalizada la generación de grupos*



FUENTE: Adaptado de Medium.com

En comparación con otros métodos estadísticos, el análisis clúster se usa con frecuencia cuando no se hace una suposición sobre las posibles relaciones dentro de los datos; también, proporciona información sobre dónde existen asociaciones y patrones en los datos, pero no cuáles podrían ser estas o qué signifiquen.

El análisis clúster es aplicado en múltiples áreas, por ejemplo:

- Salud: En la investigación del cáncer u otras enfermedades, sirve para clasificar a los pacientes en subgrupos según su perfil de expresión génica.
- Marketing: Segmentación del mercado mediante la identificación de subgrupos de clientes con perfiles similares y que podrían ser receptivos a una forma particular de publicidad, personalizada de acuerdo con cada grupo.
- Urbanismo: Identificar grupos de viviendas según su tipo, valor y ubicación.

Debido a que el análisis clúster es muy empleado en muchos campos, existe una gran cantidad de métodos de agrupación: los métodos jerárquicos y los no jerárquicos; la elección de alguno de ellos dependerá de los objetivos de estudio. Otro aspecto relevante es la limpieza de datos, es un paso preparatorio esencial para un análisis de clúster exitoso; ya que esta técnica funciona a nivel de conjunto de datos donde cada punto se evalúa en relación con los demás, por lo que los datos deben ser lo más completos posible (Qualtrics, 2020)

- Los métodos no jerárquicos son usados para clasificar observaciones de un conjunto de datos en múltiples grupos basado en su similitud, los cuales requieren que se defina a priori la cantidad de grupos a considerar. Se van reasignando las observaciones a los conglomerados de forma iterativa hasta que se satisfaga algún criterio de parada. En este grupo encontramos a los algoritmos K-means, PAM (Partitioning Around Medoids) y CLARA (Clustering Large Applications).
- Los métodos jerárquicos, no se establece anticipadamente la cantidad de grupos; de hecho, terminamos con una representación visual en forma de árbol de las observaciones, llamada dendrograma, el cual permite ver de una vez los agrupamientos obtenidos para cada número posible de agrupamientos, de 1 a N, siendo N la cantidad total de observaciones (James *et al.*, 2017). En ese grupo encontramos a los algoritmos aglomerativos o AGNES (Agglomerative Nesting) y divisivos o DIANA (Divisive Analysis).

3.2.1. Método de segmentación K-means

Entre las distintas ventajas identificadas en el algoritmo K-Means destaca la facilidad, entendimiento y aplicación de la técnica. La rapidez en la aplicación también permite especificar a priori el número de segmentos y comparar los distintos resultados obtenidos, además de ser el algoritmo más conocido de segmentación en el área de Machine Learning y muy utilizado en marketing para la segmentación de clientes (Rubiales, 2020).

Para realizar la agrupación por el método de k-means, primero se debe especificar el número deseado de agrupaciones (k) y con este valor determinado, el algoritmo asignará cada observación exactamente a uno de los k grupos. Cada clúster se representa por el promedio de los datos que componen cada grupo, esta técnica es sensible ante la presencia de valores atípicos (Clemente, 2021).

La determinación de la cantidad óptima de clusters es algo subjetivo, esto va a depender de muchos factores, es importante resaltar la existencia de dos métodos para la determinación de esta cantidad.

- Métodos directos:

- Codo: Consiste en identificar el número de segmentos, se basa en el supuesto de que el número óptimo de agrupaciones debe producir una pequeña inercia o una variación total dentro del clúster. Habrá una compensación entre la inercia y el número de grupos.
- Silueta: Esta puntuación mide qué tan bien está agrupada una observación y estima la distancia media entre agrupaciones. Busca encontrar el número óptimo de clústeres que produzcan una subdivisión del conjunto de datos en bloques densos que estén bien separados entre sí.
- Métodos de pruebas estadísticas:
 - Brechas: Compara la variación total intra-cluster para diferentes valores de k con sus respectivos valores esperados bajo la distribución de referencia nula de los datos. Por lo tanto, la elección óptima de k es aquel valor que maximiza esta brecha (Natakarnkitkul, 2019)

El funcionamiento dentro de este algoritmo es muy sencillo. Una vez elegida la cantidad de grupos a encontrar (k) se elige al azar un centroide inicial (coordenadas centrales) para cada grupo para luego aplicar un proceso en dos pasos:

- 1° Paso de asignación: En este paso se asigna cada observación a su centro más cercano.
- 2° Paso de actualización: actualiza los centroides como el centro de su observación respectiva.

Estos dos pasos se repiten una y otra vez hasta que no haya más cambios en los grupos, es decir, estos sean lo más distintos posible. En este punto, el algoritmo ha convergido y podemos determinar los agrupamientos finales (Jeffares, 2019)

3.2.2. Método de segmentación vecinos más cercanos (KNN)

Es un método que sirve para clasificar casos basándose en su parecido a otros casos. En el aprendizaje automático, se desarrolló como una forma de reconocer patrones de datos sin la necesidad de una coincidencia exacta con patrones o casos almacenados. Los casos parecidos están próximos y los que no lo son están alejados entre sí. Por lo tanto, la distancia entre dos casos es una medida de disimilaridad. Los casos próximos entre sí se denominan “vecinos”.

Cuando se presenta un nuevo caso (reserva), se calcula su distancia con respecto a los casos del modelo. Las clasificaciones de los casos más parecidos (los vecinos más próximos) se cuadrán y el nuevo caso se incluye en la categoría que contiene el mayor número de vecinos más próximos (IBM, 2021).

El clasificador KNN, por sus siglas en inglés, es también un algoritmo de aprendizaje no paramétrico y basado en instancias. No paramétrico hace referencia a que no hace suposiciones explícitas sobre la forma funcional de los datos, evitando modelar mal la distribución subyacente de los datos. El aprendizaje basado en la instancia significa que nuestro algoritmo opta por memorizar las instancias de formación que posteriormente se utilizan como “conocimiento” para la fase de predicción. Esto significa que solo cuando se realiza una consulta a la base de datos, es decir, cuando se pide que prediga una etiqueta con una entrada, el algoritmo utilizará las instancias de formación para dar una respuesta.

El algoritmo KNN sirve tanto para problemas de clasificación como de regresión. El tipo de predicción que haga dependerá del tipo de problema que se le pase, siendo los pasos de desarrollo, los siguientes:

- Calcular la distancia.
- Encontrar sus vecinos más cercanos.
- Votar por las etiquetas.

Para el cálculo de las distancias Euclidianas, se utilizó la siguiente fórmula:

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2} \quad (2)$$

La decisión del número de vecinos en KNN: El número de vecinos (K) es un hiperparámetro que se debe elegir en el momento de la construcción del modelo. Se puede considerar a K como una variable de control para el modelo de predicción. La investigación ha demostrado que no existe un número óptimo de vecinos que se adapte a todo tipo de conjuntos de datos. Cada conjunto de datos tiene sus propios requisitos (Roldán, Rodríguez, y Henao, 2014).

Se ha demostrado que una pequeña cantidad de vecinos son los más flexibles, que tendrán un bajo sesgo, pero una alta varianza, y un gran número de vecinos tendrán un límite de decisión más suave, lo que significa una varianza más baja pero un sesgo más alto.

Generalmente, se recomienda elegir un número impar si el número de clases es par. También puede comprobar generando el modelo en diferentes valores de K y comprobar su rendimiento.

3.3. Procedimientos realizados

3.3.1. Funciones desempeñadas

Desde un inicio y en gran parte del ejercicio profesional del autor del presente trabajo de suficiencia profesional, las funciones realizadas se han orientado al rubro de la investigación de mercados, permitiendo desarrollar estudios para diferentes clientes, correspondientes a la evaluación de servicios y productos, de una variedad de rubros.

Dentro de las labores realizadas en los estudios, se detallan las siguientes:

- Elaboración y determinación de muestras.
- Elaboración de instrumentos (guías / cuestionarios)
- Generación de bases de datos.
- Mantenimiento de bases de datos.
- Desarrollo de estudios del tipo segmentación o tracking de marcas.
- Elaboración de reportes.
- Presentación de resultados.

Las funciones en la actual organización corresponden a brindar soporte a clientes en el uso plataformas de inteligencia de negocios (BI), también al desarrollo de modelos predictivos.

3.3.2. Contribución en la solución de situaciones problemáticas

A partir de la investigación desarrollada se identificó los perfiles de clientes potenciales, lo cual significó para el cliente, una comunicación más asertiva, generando un ahorro en las posteriores campañas publicitarias trabajadas por el área de marketing.

3.3.3. Análisis de contribución en términos de las competencias y habilidades

El presente proyecto, ha permitido conocer como a través de análisis estadísticos aplicados a la data, se pueden obtener resultados que ayudan directamente a optimizar los recursos de la empresa, orientados en este caso particular a áreas de marketing y publicidad. Además de reforzar el conocimiento de las técnicas de segmentación.

3.3.4. Nivel de beneficio obtenido por el centro laboral

Si bien no se tiene cuantificado el beneficio económico de los resultados del proyecto de cara al cliente, dado que es externo a la empresa. Se sabe que el conocer mejor a sus clientes le permitirá generar una comunicación personalizada, lo cual se verá reflejado en un incremento en sus ventas.

El beneficio también ha sido significativo para la empresa que desarrolló el estudio, considerando inicialmente la experiencia ganada con el proyecto, lo cual le permite replicar este tipo de estudios con algún otro cliente de cualquier otra categoría.

IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

La base de datos generada cuenta con 13 variables, las cuales se detallan en la Tabla 1.

Tabla 1

Variables para el análisis de segmentación

Variable	Detalle	Tipo de dato
Edad	Edad del participante	Cuantitativo
Huespedes	N° de personas que vivirán en el futuro hogar	Cuantitativo
Ndormitorio	N° de dormitorios de interés	Cuantitativo
Ing30	Ingresos del hogar	Cuantitativo
NSE	Nivel Socioeconómico	Cualitativo
Origen	Distrito donde reside el participante	Cualitativo
Código Sector	Código del sector del distrito de interés	Cuantitativo
Sector	Sector del distrito de interés	Cualitativo
Destino	Distrito de interés	Cualitativo
RatioIng	Rango de ingresos del hogar	Cualitativo
ValorDep	Rango de inversión por el nuevo departamento	Cualitativo
Genero	Género del participante	Cualitativo
Interes_inmueble	Principal aspecto de interés	Cualitativo

Análisis Descriptivo:

Se realizó un análisis descriptivo entre las variables cuantitativas, donde se calculó la media y mediana de las variables, con el objetivo de identificar valores atípicos. Los resultados se presentan en la Tabla 2.

Tabla 2

Análisis descriptivo

Edad	Huespedes	Ndormitorio	Ing30
Min. :26.00	Min. :1.000	Min. :1.000	Min. : 2500
1st Qu.:33.00	1st Qu.:2.000	1st Qu.:2.000	1st Qu.: 3750
Median :37.00	Median :3.000	Median :3.000	Median : 3750
Mean :39.61	Mean :2.905	Mean :2.604	Mean : 6106
3rd Qu.:45.00	3rd Qu.:4.000	3rd Qu.:3.000	3rd Qu.: 6250
Max. :63.00	Max. :5.000	Max. :4.000	Max. :20000

Luego de revisar los diferentes indicadores, no se identificaron valores atípicos.

Matriz de correlación:

Se calculó la matriz de correlaciones, a fin de identificar la existencia de correlación entre las variables. En la tabla 3 se presentan estas correlaciones.

Tabla 3

Matriz de correlación

	Edad	Huespedes	Ndormitorio	Ing30
Edad	1	-0.4582868	-0.4848905	-0.131174
Huespedes	-0.4582868	1	0.6869698	-0.7334974
Ndormitorio	-0.4848905	0.6869698	1	-0.7052444
Ing30	-0.131174	-0.7334974	-0.7052444	1

De acuerdo con los valores obtenidos, no se identifica correlación, entre las variables cuantitativas evaluadas.

a. Método K Means

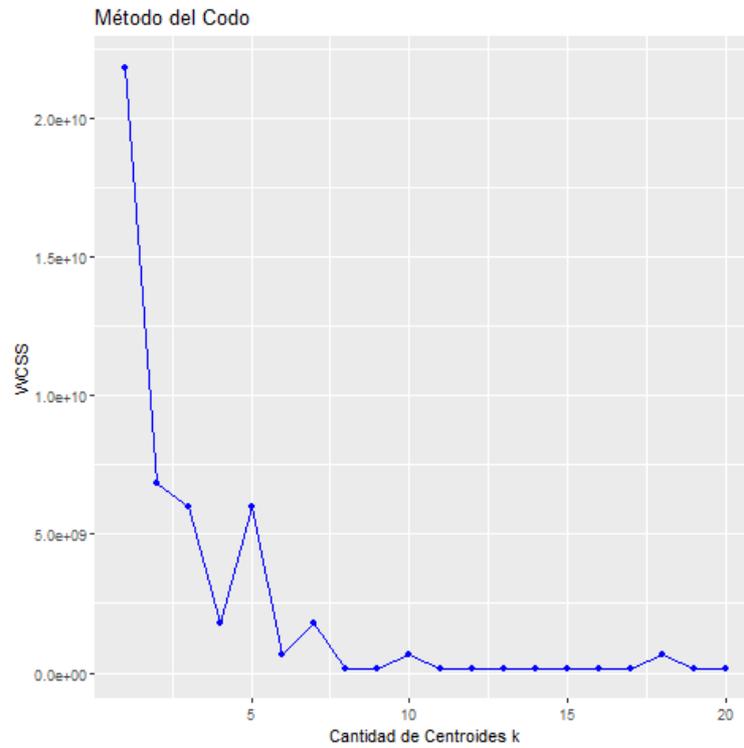
Se procede a realizar la segmentación, utilizando la metodología K – Means y considerando las 4 variables cuantitativas de la base de datos.

- **Método del codo:**

Utilizamos el método del codo para identificar el número óptimo de grupos que trabajaremos en el análisis K- Means (Ver Figura 2).

Figura 2

Cálculo de los centroides por el método del codo



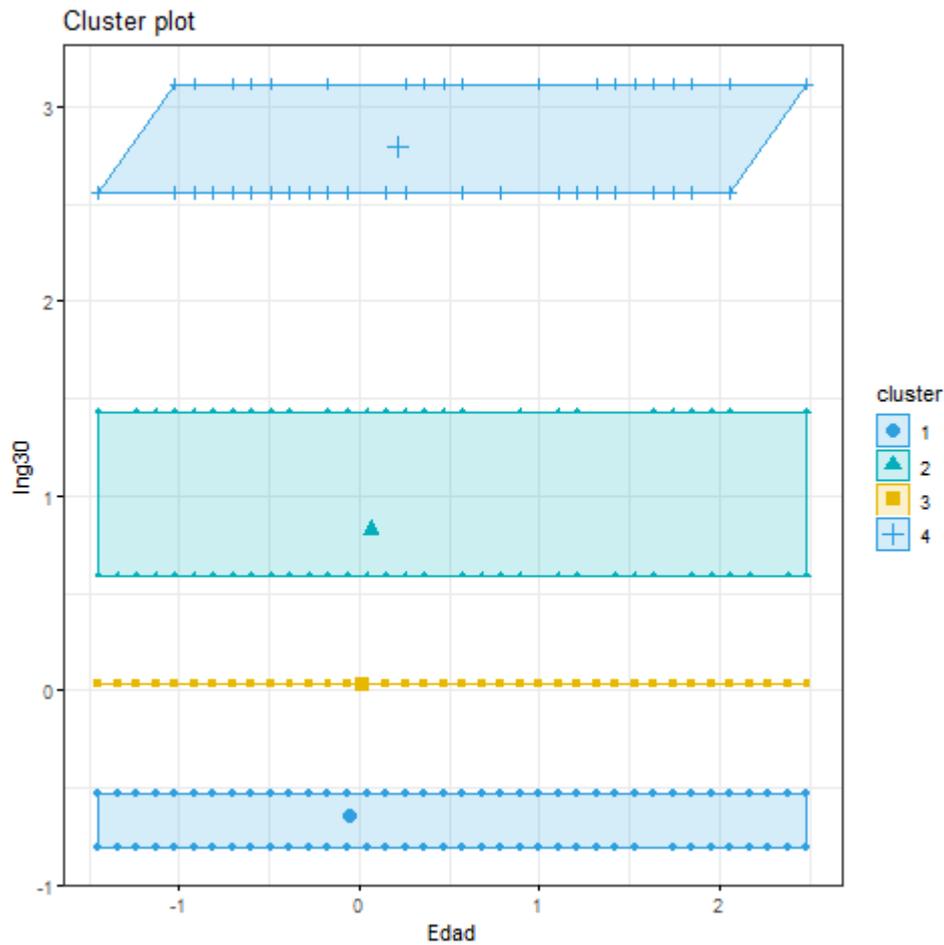
Una vez obtenido el gráfico del codo, identificamos a 6 como el número óptimo de grupos. Adicionalmente, realizamos el procesamiento de la información considerando 4 y 5 segmentos.

- **Segmentación K Means – 4 segmentos:**

Al graficar la segmentación resultante con 4 grupos, se identificó la separación de los segmentos resultantes (Ver Figura 3).

Figura 3

Segmentación K Means en 4 grupos



En la Tabla 4, se observa la cantidad de casos asignados a cada uno de los 4 segmentos. Obteniendo una cantidad significativa en cada uno de ellos.

Tabla 4

Cantidad de casos en 4 segmentos

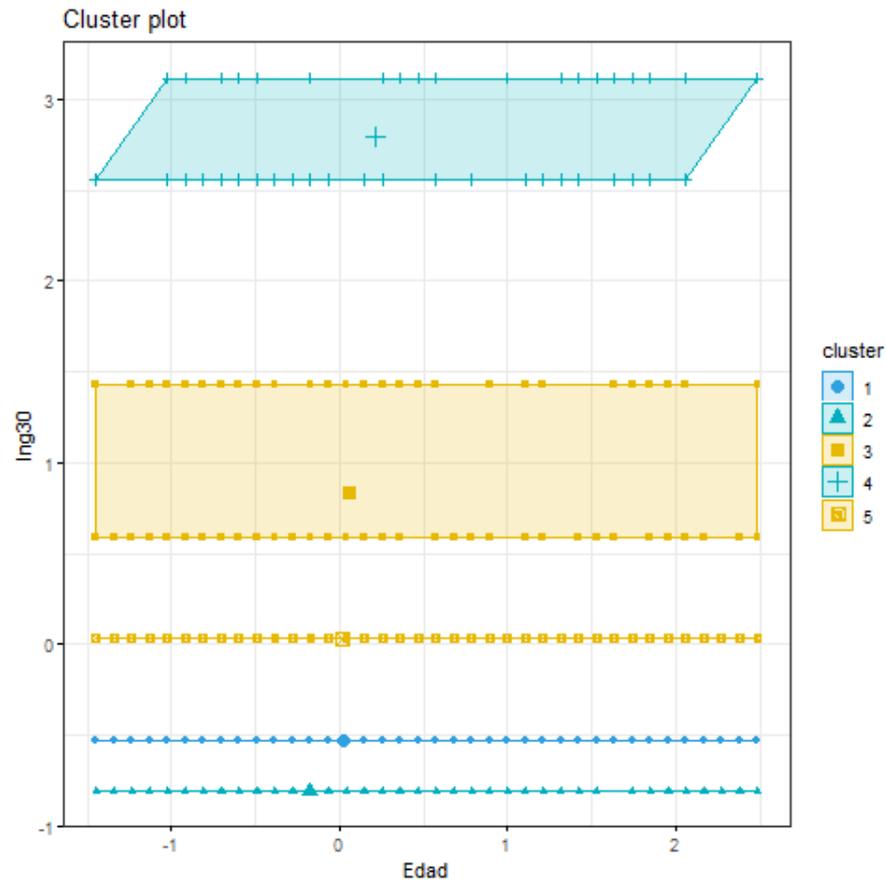
Segmento	1	2	3	4
N° Casos	615	176	222	87

- **Segmentación K Means – 5 segmentos:**

Al graficar la segmentación resultante con 5 grupos, se identificó la separación de los segmentos resultantes, a excepción de los segmentos 1 y 2 (Ver Figura 4).

Figura 4

Segmentación K Means en 5 grupos



En la siguiente tabla, se observa la cantidad de casos asignados a cada uno de los 5 segmentos. Obteniendo una cantidad significativa en cada uno de ellos.

Tabla 5

Cantidad de casos en 5 segmentos

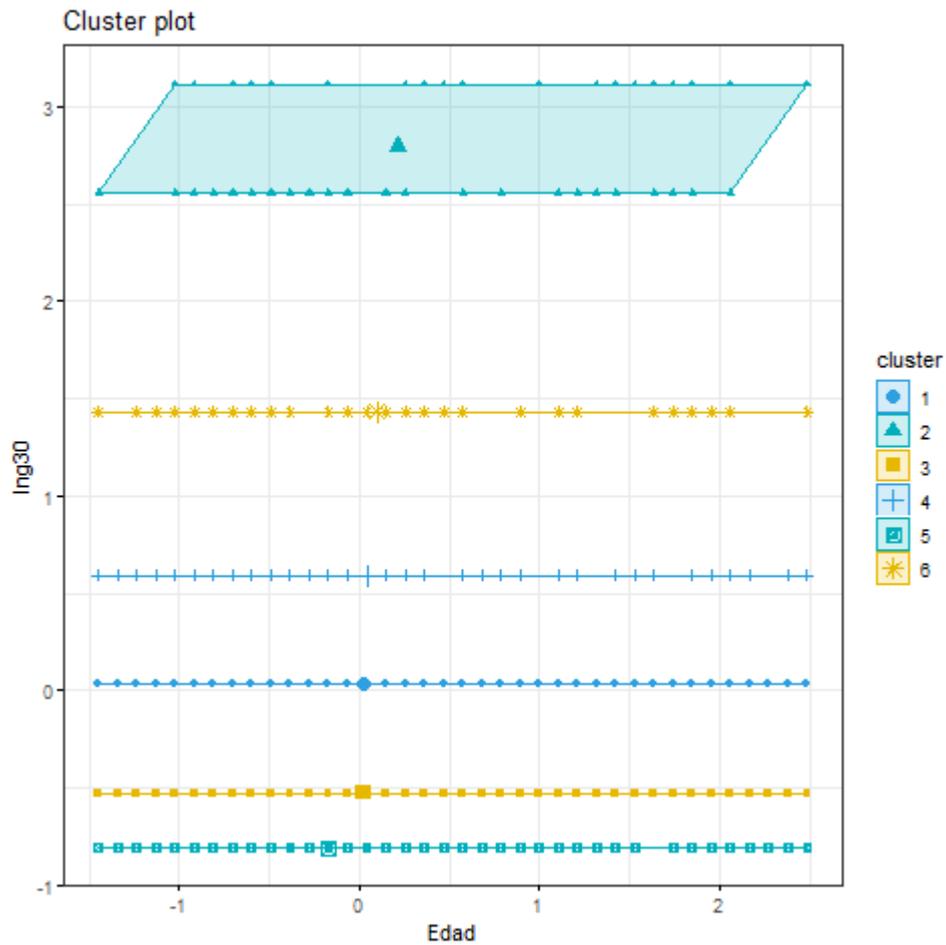
Segmento	1	2	3	4	5
N° Casos	362	253	176	87	222

- **Segmentación K Means – 6 segmentos:**

Al graficar la segmentación resultante con 6 grupos, se identificó la separación de los segmentos resultantes, a excepción de los segmentos 1, 3, 4 y 5 (Ver Figura 5).

Figura 5

Segmentación K Means en 5 grupos



En la Tabla 6, se observa la cantidad de casos asignados a cada uno de los 6 segmentos. Obteniendo una cantidad significativa en cada uno de ellos.

Tabla 6

Cantidad de casos en 6 segmentos

Segmento	1	2	3	4	5	6
N° Casos	222	87	362	127	253	49

Luego de comparar los resultados obtenidos con las pruebas realizadas con 4, 5 y 6 segmentos. Se optó por elegir 4 segmentos, considerando el distanciamiento resultante entre los grupos obtenidos, a diferencia de los escenarios trabajados con 5 y 6 segmentos.

b. Método Vecinos más cercanos

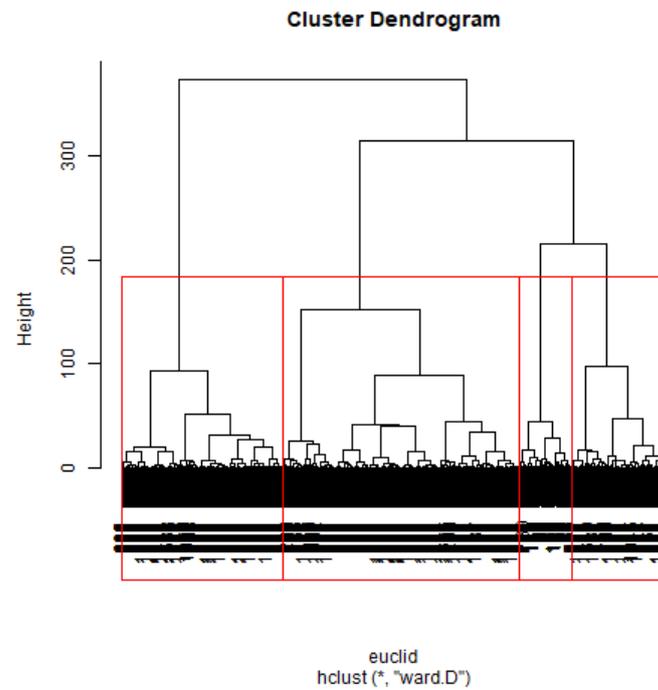
De manera comparativa se realizó la segmentación, utilizando la metodología Vecinos más cercanos y también considerando las 4 variables cuantitativas de la base de datos.

- **Segmentación Vecinos más cercanos – 4 segmentos:**

Al graficar la segmentación resultante con 4 grupos, se identificó la marcada separación de los segmentos resultantes (Ver Figura 6).

Figura 6

Segmentación Vecinos más cercanos – 4 segmentos



En la Tabla 7, se observa la cantidad de casos asignados a cada uno de los 4 segmentos. Obteniendo una cantidad significativa en cada uno de ellos.

Tabla 7

Cantidad de casos en 3 segmentos

Segmento	1	2	3	4
N° Casos	105	477	192	326

Considerando la agrupación resultante al trabajar con 4 segmentos a través de la metodología K Means y la cantidad de casos en cada uno de ellos, se eligió trabajar la segmentación bajo este método, procediendo a procesar los resultados de la segmentación en las variables cualitativas.

Con respecto a los segmentos resultantes, el detalle del perfil de los grupos obtenidos es el siguiente:

Segmento 1

- En su mayoría entre los 26 a 35 años
- Serían 3 las personas que vivirán en el nuevo inmueble
- La cantidad de dormitorios demandada sería 3
- Tienen un ingreso familiar entre los S/2,500 a S/5,000
- La mayoría reside en Lima norte y su búsqueda se centra en Lima norte o Lima moderna
- Estiman invertir hasta S/300,000 en el nuevo inmueble
- El aspecto más valorado es el precio

Segmento 2

- En su mayoría entre los 26 a 35 años
- Serían 2 las personas que vivirán en el nuevo inmueble
- La cantidad de dormitorios demandada sería 3
- Tienen un ingreso familiar entre los S/7,500 a S/15,000
- La mayoría reside en Lima moderna y su búsqueda se centra en Lima moderna
- Estiman invertir entre los S/400,000 a S/500,000 en el nuevo inmueble
- El aspecto más valorado es el precio y la ubicación

Segmento 3

- En su mayoría entre los 26 a 35 años
- Entre 2 y 3 serían las personas que vivirán en el nuevo inmueble
- La cantidad de dormitorios demandada sería 3
- Tienen un ingreso familiar entre los S/5,000 a S/7,500

- La mayoría reside en Lima norte y su búsqueda se centra en Lima Moderna
- Estiman invertir entre los S/300,000 a S/400,000 en el nuevo inmueble
- El aspecto más valorado es el precio

Segmento 4

- En su mayoría entre los 36 a 50 años
- Serían 2 las personas que vivirán en el nuevo inmueble
- La cantidad de dormitorios demandada sería 2
- Tienen un ingreso familiar mayor a los S/15,000
- Residen en su mayoría en Lima Moderna o Lima Top, centrandó su búsqueda en estos sectores
- Estiman invertir un valor mayor a S/750,000
- El aspecto más valorado es la ubicación

V. CONCLUSIONES

Considerando que no logramos el éxito solo con tener excelentes ideas dentro de la organización si la comunicación no está diseñada en el formato al que el cliente pueda acceder, o si la comunicación no se realiza en su mismo código de lenguaje,

Una vez culminada la segmentación de los datos, se puede concluir que, para los potenciales clientes del sector inmobiliario, se identificaron cuatro segmentos de clientes a través de la metodología de segmentación K Means, los cuales tomaron como base las variables cuantitativas (Edad del participante, número de personas que vivirán en el futuro hogar, número de dormitorios de interés e ingreso familiar) y se complementaron con la información de las variables cualitativas (NSE, Género del participante, sector donde reside el participante, sector de interés, valor del departamento, principal aspecto de interés).

El procesamiento de la información se realizó a través del uso del lenguaje R, empleando la función K Means y comparando con la metodología Vecinos más cercanos.

La diferenciación de los segmentos resultantes permitirá al cliente establecer una comunicación directa con cada segmento, conociendo más de ellos y sus preferencias. Lo cual se traduce en un incremento en sus ventas, brindando una oferta inmobiliaria a “medida”.

VI. RECOMENDACIONES

Con respecto a las variables trabajadas, en un posterior estudio de segmentación se pueden añadir variables que brinden más información sobre perfiles actitudinales o estilos de vida u otras características que puedan ayudar a conocer mejor a los segmentos de interés.

Sobre los resultados, elegir la población de uno o más segmentos específicos, según el interés de venta, considerando la oferta inmobiliaria brindada por el cliente.

Los hallazgos encontrados en el presente estudio permitirán a las diferentes áreas de la empresa crear acciones diferenciadas o definir estrategias, con el fin de establecer una comunicación directa con los segmentos de interés, determinando las acciones a seguir y creando el mensaje.

Aplicar las acciones definidas para los diferentes segmentos elegidos y medir el desempeño de estas.

VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Arbulú, R. (23 de abril de 2022). *Conoce la actual oferta de viviendas nuevas en Lima y Callao*. <https://andina.pe/agencia/noticia-conoce-actual-oferta-viviendas-nuevas-lima-y-callao-889681.aspx>
- Clemente Rivera, B.E. (2021). *Segmentación de lectores registrados de un sitio web informativo con el algoritmo de Análisis Cluster K -Means* [Trabajo de Suficiencia Profesional, Universidad Nacional Agraria La Molina]. <https://repositorio.lamolina.edu.pe/bitstream/handle/20.500.12996/4845/clemente-rivera-brian-erick.pdf?sequence=3&isAllowed=y>
- Coremberg, A. (2000). El Precio de la Vivienda en Argentina: un Análisis Econométrico de sus Determinantes Fundamentales. *Papeles de Población* 6(23), 93-125.
- Hernández Sampieri, R. y Mendoza, C. (2018). *Metodología de la investigación. Las rutas cuantitativa, cualitativa y mixta*. México: McGraw-Hill. ISBN: 978-1-4562-6096-5. 714 p.
- IBM. (10 de junio de 2021). *Análisis vecinos más cercanos*. <https://www.ibm.com/docs/es/spss-statistics/SaaS?topic=features-nearest-neighbor-analysis>
- James, G., Witten, D., Hastie, T. & Tibshirani, R. (2017). *An Introduction to Statistical Learning with Applications in R*. California, EE.UU.: Springer.
- Jeffares, A. (19 de noviembre de 2019). Introduction: <https://towardsdatascience.com/k-means-a-complete-introduction1702af9cd8c>
- Jeffares, A. (19 de noviembre de 2019). *K-means: A Complete Introduction*. <https://towardsdatascience.com/k-means-a-complete-introduction-1702af9cd8c>
- Liberos, E. (marzo de 2022). *Técnicas de segmentación*. <https://www.iedge.eu/eduardo-liberos-tecnicas-de-segmentacion>
- Matsuoka, A. y Ruiz, J. (2014). *Principales determinantes del precio de las viviendas en el mercado inmobiliario de Lima Metropolitana* [Tesis de Maestría, Universidad del Pacífico]. <https://repositorio.up.edu.pe/handle/11354/2211?show=full>

- McIlveen, C. (17 de septiembre de 2017). *Perfiles de clientes, personalización y estrategias de marketing*. <https://www.brandwatch.com/es/blog/perfiles-de-clientes/>
- Natakarnkitkul, S. (14 de octubre de 2019). *Obtenga la K óptima en el agrupamiento de K-Means. Proporcione la guía de inicio rápido para encontrar la cantidad óptima de clústeres en el agrupamiento de K-means*. <https://pub.towardsai.net/get-the-optimal-k-in-k-means-clustering-d45b5b8a4315>
- Nexo Inmobiliario. (20 de febrero de 2020). *Características del sector inmobiliario para el 2020*. <https://blog.nexoinmobiliario.pe/sector-inmobiliario-peruano/>
- Qualtrics. (2020). *Qualtrics. ¿Qué es el análisis de conglomerados? ¿Cuándo debería usarlo para los resultados de su encuesta?* <https://www.qualtrics.com/experience-management/research/cluster-analysis/>
- QuestionPro. (marzo de 2019). *¿Qué es una encuesta CATI?*. <https://www.questionpro.com/blog/es/encuesta-cati/>
- Roldán, F., Rodríguez, R. y Henao, N. (2014). *Árboles de clasificación y K vecinos más cercanos*. https://rstudio-pubs-static.s3.amazonaws.com/807626_862f88f88eef4e12b2792da722b674e7.html
- Rubiales, A. (6 de enero de 2020). *Segmenta a tus clientes con K-means mediante Python y SKlearn*. <https://rubialesalberto.medium.com/segmenta-a-tus-clientes-con-k-means-mediante-python-y-sklearn-3574b98f357f>
- Salcedo, L. (31 de enero de 2018). *Introducción al Machine Learning #9 - K Vecinos más cercanos (Clasificación y Regresión)*. <https://pythondiario.com/2018/01/introduccion-al-machine-learning-9-k.html>
- Scheaffer, R., Mendenhall, W. y Ott, L. (1987). *Elementos de Muestreo*. México: Grupo Editorial Iberoamérica.
- Wasi. (29 de Julio de 2020). *Tipos de cliente inmobiliario según su personalidad*. <https://blog.wasi.co/tipos-de-cliente-inmobiliario-segun-su-personalidad/>
- Yara, S. (11 de enero de 2022). *Las cinco tendencias del mercado inmobiliario para este 2022*. <https://www.tinsa.com.pe/sala-de-prensa/notas-de-prensa/las-cinco-tendencias-del-mercado-inmobiliario-para-este-2022/>

VIII. ANEXOS

Anexo 1 Edad cruzada con los segmentos

Edad	SEGMENTO			
	1	2	3	4
De 26 a 35 años	45%	43%	46%	37%
De 36 a 50 años	41%	39%	37%	39%
De 51 a 63 años	14%	18%	17%	24%

Anexo 2 Número de personas que vivirán en el futuro hogar cruzado con los segmentos

N° Personas que vivirán en el futuro hogar	SEGMENTO			
	1	2	3	4
1	9%	13%	17%	11%
2	26%	35%	27%	40%
3	29%	24%	28%	20%
4	26%	23%	21%	23%
5	10%	6%	8%	6%

Anexo 3 Número de dormitorios de interés cruzado con los segmentos

N° dormitorios de interés	SEGMENTO			
	1	2	3	4
1	3%	8%	7%	6%
2	34%	31%	36%	46%
3	56%	55%	51%	43%
4	6%	6%	5%	6%

Anexo 4 Rango de ingreso familiar cruzado con los segmentos

Rango de ingreso familiar	SEGMENTO			
	1	2	3	4
Menos de s/2,500	41%	0%	0%	0%
Entre s/2,500 y menos de s/5,000	59%	0%	0%	0%
Entre s/5,000 y menos de s/7,500	0%	0%	100%	0%
Entre s/7,500 y menos de s/10,000	0%	72%	0%	0%
Entre s/10,000 y menos de s/15,000	0%	28%	0%	0%
Entre s/15,000 y menos de s/20,000	0%	0%	0%	57%
De s/20,000 a más	0%	0%	0%	43%

Anexo 5 NSE cruzado con los segmentos

NSE	SEGMENTO			
	1	2	3	4
A	0%	0%	0%	100%
B	0%	100%	100%	0%
C	100%	0%	0%	0%

Anexo 6 Distrito donde reside cruzado con los segmentos

Distrito donde reside	SEGMENTO			
	1	2	3	4
Callao	8%	6%	9%	3%
Lima Antigua	9%	11%	7%	7%
Lima Este	8%	3%	7%	1%
Lima Moderna	10%	31%	20%	41%
Lima Norte	41%	22%	26%	8%
Lima Sur	17%	7%	14%	2%
Lima Top	7%	20%	17%	37%

Anexo 7 Distrito de interés cruzado con los segmentos

Distrito de interés	SEGMENTO			
	1	2	3	4
Callao	3%	0%	2%	0%
Lima Antigua	14%	6%	9%	3%
Lima Este	10%	1%	1%	0%
Lima Moderna	29%	58%	50%	41%
Lima Norte	21%	4%	6%	0%
Lima Sur	13%	4%	6%	5%
Lima Top	10%	27%	26%	51%

Anexo 8 Género cruzado con los segmentos

Género del participante	SEGMENTO			
	1	2	3	4
Femenino	53%	51%	55%	48%
Masculino	47%	49%	45%	52%

Anexo 9 Atributo más valorado cruzado con los segmentos

Atributo más valorado	SEGMENTO			
	1	2	3	4
Cercanía a locales comerciales, universidades o colegios	3%	3%	5%	2%
El frontis del edificio	2%	2%	0%	2%
El precio	54%	31%	45%	26%
La distribución	14%	24%	18%	23%
La inmobiliaria que ofrece el proyecto	3%	1%	0%	3%
La ubicación	14%	32%	23%	34%
Los acabados	7%	5%	7%	6%
Los amenities	3%	2%	1%	2%

Anexo 10 Valor del departamento cruzado con los segmentos

Valor del departamento	SEGMENTO			
	1	2	3	4
Menos de s/200,000	47%	1.14%	3.60%	0.00%
Entre s/200,000 y menos de s/300,000	34%	15.34%	26.58%	5.75%
Entre s/300,000 y menos de s/400,000	13.50%	23.30%	36.49%	20.69%
Entre s/400,000 y menos de s/500,000	3.09%	28.98%	23.87%	13.79%
Entre s/500,000 y menos de s/600,000	1.79%	15.91%	8.11%	16.09%
Entre s/600,000 y menos de s/750,000	0.33%	7.39%	0.90%	13.79%
De s/750,000 a más	0.33%	7.95%	0.45%	30%