Análisis del mercado inmobiliario en Valencia. Grupo A1-12

Ana Vílchez, Ana Valiente, Fátima Taberner, Miguel Gil y Oscar Antonino

2025-06-08

Contents


```
knitr::opts_chunk$set(echo = FALSE, warning = FALSE, message = FALSE)
```

Introducción.

Nuestro conjunto de datos está compuesto por 1867 observaciones; representando cada una de ellas un inmueble en alquiler en la ciudad de Valencia, con sus rasgos característicos. En total, cuenta con 44 variables como el precio del alquiler de la vivienda, sus habitaciones, donde esta localizada, servicios de la zona...

La fuente principal del estudio ha sido el web scraping a la plataforma Fotocasa, filtrando únicamente las ofertas localizadas en el municipio de Valencia.

Y el objetivo principal del estudio es analizar y predecir el precio del alquiler en Valencia en función de sus características y ubicación, además de estudiar qué relación existe entre las diferentes variables y agrupar las viviendas en bloques según sus características.

Para ello, emplearemos distintas técnicas de análisis descriptivo y predictivo.

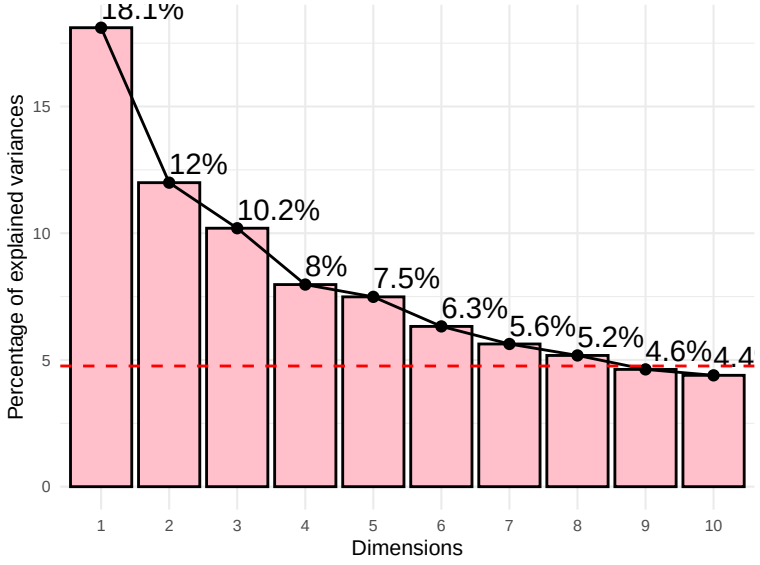
Análisis por componentes principales: PCA.

Como primer paso para analizar los datos que obtuvimos a través de la web de Fotocasa, realizamos un análisis de componentes principales (PCA). El objetivo era reducir la dimensionalidad del conjunto de datos de viviendas (manteniendo la mayor varianza posible en los datos) e identificar patrones o tendencias comunes en las características de los inmuebles ofertados.

Para la realización del PCA seleccionamos de nuestra base de datos 22 variables: 2 de ellas categóricas ordinales, 4 binarias y el resto numéricas. Nuestra variable a predecir es "priceAmount" por lo que la tratamos como variable suplementaria para el PCA, es decir, no interviene en la creación de las componentes principales, pero sí se proyecta sobre ellas para ver que variables están relacionadas con ella positivamente, cuales lo estan negativamente y cuales no tienen relación.

Una vez seleccionadas las variables, procedimos a centrarlas para que el algoritmo identificase correctamente las direcciones de mayor variabilidad partiendo de un centro común (el origen). También las estandarizamos, debido a que estaban medidas en distintas unidades (como metros cuadrados, unidades, etc.). Con esta estandarización nos aseguramos que todas las variables tuvieran el mismo peso en el análisis, y evitar así que aquellas con magnitudes numéricas mayores influyeran de forma desproporcionada en la construcción de las componentes principales.

Seguidamente analizamos la varianza explicada por cada una de las componentes principales para seleccionar el número de componentes más adecuado.



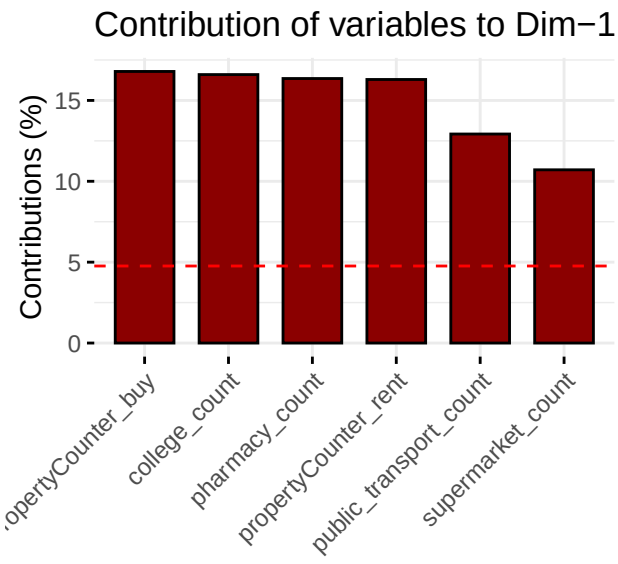
Como resultado vimos que empleando este método (varianza explicada acumulada), con 8 componentes conseguíamos explicar el 72% de la variabilidad total de nuestros datos, sin embargo, seleccionar 8 componentes complicaría excesivamente la interpretación de los resultados, por lo que decidimos estudiar otros criterios para seleccionar el número de componentes adecuado. Empleamos el método del codo, y obtuvimos que podríamos seleccionar 4 componentes principales, por tanto nos quedamos con esta última cifra para posteriormente facilitar el análisis de los resultados.

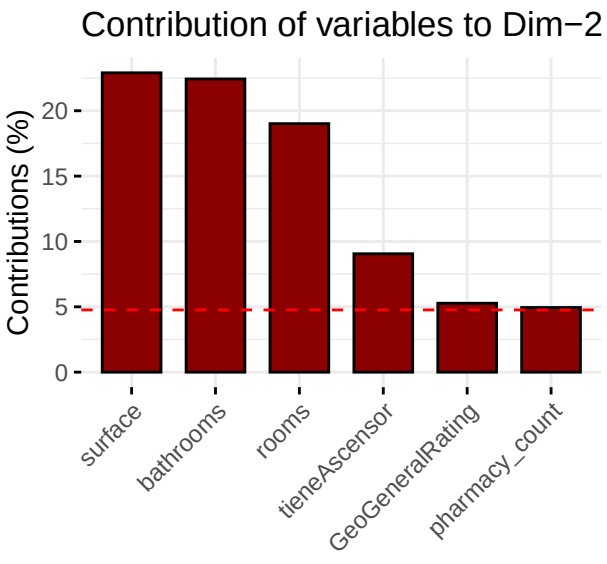
Análisis de atípicos.

Tras la seleccion de componentes, procedimos a evaluar primeramente la presencia de observaciones atípicas extremas dentro del espacio generado por las componentes principales. Para ello, utilizamos el estadístico T^2 de Hotelling, que nos permitió medir la distancia de cada observación al centro de la nube de puntos proyectada sobre las primeras 4 componentes. Seguidamente realizamos también un gráfico de distancia al modelo, basado en la Suma de Cuadrados de los Residuos (SCR). El objetivo en en este caso era identificar atípicos moderados, es decir, aquellos inmuebles cuyas características no estaban siendo capturadas adecuadamente por las componentes principales seleccionadas. Tras detectar, en cada caso, las observaciones que tenían una T^2 de Hotelling o una SCR superior al límite establecido, seleccionamos la observación con la T^2 de Hotelling más alta, y una observación detectada como atípico moderado. Analizamos las contribuciones individuales de cada variable a sus altos valores y obtuvimos que por un lado, en el caso del atípico extremo, se debia a que era un ático de lujo en Valencia, por lo que tenía un número elevado de superficie,baños y habitaciones. Y por otro lado, en el caso del atípico moderado, se debía a que el inmueble estaba localizado en una zona con un número elevado de universidades cerca. Por tanto, se asumió que el resto de observaciones con distancias elevadas no se correpondian a errores de codificación ni valores anómalos injustificados, sino que respondían a casos reales y válidos. Por ello, no se consideró necesario excluirlas del análisis, ya que la técnica de PCA captura las tendencias generales del conjunto, pero es esperable que algunas viviendas reales, aunque menos frecuentes, se representen peor o no tengan valores similares al resto. Manteniendo estas observaciones podemos reflejar con mayor fidelidad la diversidad y complejidad del mercado inmobiliario analizado.(Todos los gráficos~**??** respectivos al análisis de atípicos esta en el ANEXO del PCA)

Interpretación.

Como primer paso en la interpretación del PCA, analizamos la contribución de cada variable a las cuatro primeras componentes principales. Para ello, generamos gráficos de barras que muestran el porcentaje de contribución de cada variable a las dimensiones 1, 2, 3 y 4, eliminando variables que no tienen gran peso en la componente, para así visualizar mejor la información que nos interesa (Gráficos Dim3 y Dim4 en ANEXO)~**??**.





A partir de los resultados obtenidos extrajimos las siguientes conclusiones:

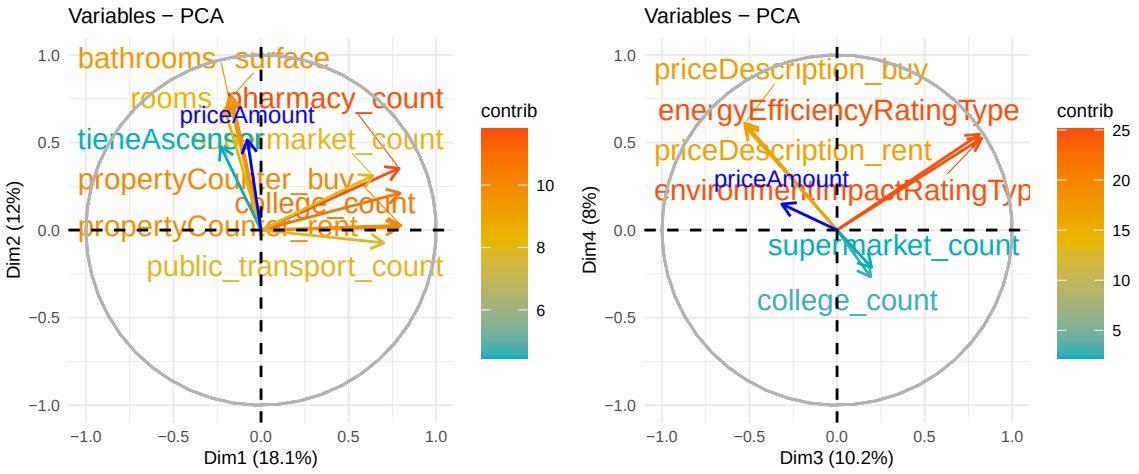
• **Dimensión 1:** dominada por variables relacionadas con el entorno y la oferta de servicios (como propertyCounter_buy, college_count, pharmacy_count, propertyCounter_rent, etc.), lo cual sugiere que esta componente resume principalmente la accesibilidad y densidad de servicios en la zona.

• **Dimensión 2:** captura características físicas del inmueble, como surface, bathrooms, rooms, y también la presencia de ascensor (tieneAscensor). Esta dimensión parece asociada al tamaño y equipamiento de las viviendas.

• **Dimensión 3:** marcada por environmentImpactRatingType, energyEfficiencyRatingType, así como priceDescription_buy y priceDescription_rent. Aquí vemos que esta dimensión recoge información relativa a aspectos energéticos y al precio de las viviendas.

• **Dimensión 4:** vuelve a resaltar variables como priceDescription_buy, priceDescription_rent, junto con tieneAireAcondicionado o college_count. Esta dimensión podría reflejar un eje entre características de confort del inmueble y variables de contexto económico/educativo.

Para reforzar la información obtenida del gráfico de contribuciones a cada componente principal generamos varios gráficos donde se muestran las variables proyectadas sobre las diferentes componentes principales. Concretamente, representamos los planos formados por las combinaciones de componentes (1,2) y (3,4). Para una mejor visualización hemos proyectado solo las 10 y 6 variables que más contribuían a la formación de los respectivos ejes.



En estos gráficos, cada flecha representa una variable, y su dirección e intensidad nos indican cómo contribuye a la componente correspondiente. Cuanto más larga y más cálido es el color (como naranja o rojo), más relevante es esa variable para definir el eje.

Por ejemplo, en el plano (1,2), vemos claramente que variables como “surface”, “rooms” o “bathrooms” tienen mucho peso sobre la Dim2 y están correlacionadas entre si, lo que tiene sentido porque están muy relacionadas con las características físicas del inmueble, además también vemos como variables como “college_count”, “supermarket_count” y “pharmacy_count” también están correlacionadas entre si y tienen un gran peso sobre la Dim1, lo que es coherente con lo dicho anteriormente (que la dimensión 1 resumía principalmente la accesibilidad y densidad de servicios en la zona), es decir, si en una zona hay muchos supermercados, habrá muchas farmacias, colegios,etc. Por otro lado, vemos como en los planos (3,4), en el eje de la Dim3, “environmentImpactRatingType” y “energyEfficiencyRatingType” estan correlacionadas positivamente, al igual que “priceDescription_buy” y “priceDescription_rent”, y a su vez están correlacionadas negativamente entre ellas. Esto nos indica que pisos con menor tasa de contaminación y consumo, tienen mayores precios. Por otro lado, en la Dim4, vemos como pisos en zonas con servicios como colegios o supermercados, tienden ligeramente a tener un menor precio y menor consumo. Además cabe mencionar de nuevo que la variable “priceAmount” la proyectamos como auxiliar, de esta forma se ve como esta relacionada con el resto de variables sin influir en la creación de las componentes. En este caso que comentábamos se ve claramente

que a más superficie, baños y habitaciones claramente más precio, y en el segundo gráfico se comporta como las variables "priceDescription_buy" y "priceDescription_rent", lo que confirma que a menor consumo y contaminación mayor precio.

Hasta ahora no habíamos representado los scores (cada inmueble) en el espacio de componentes principales, ya que al tener tantas observaciones no podíamos interpretarlo fácilmente. Para tratar de distinguir tipos de inmuebles por sus características barajamos la opción de resaltar los scores según al barrio de Valencia al que perteneciesen, pero al ser mas de 10 no se distinguían fácilmente. Por todo esto, tras la explicación del clustering realizado a nuestros datos, completaremos el PCA coloreando los inmuebles en el espacio generado por las componentes principales según al cluster al que pertenezcan.

Clustering.

Con el objetivo de identificar patrones relevantes dentro de la base de datos, se han planteado dos análisis de clustering independientes. Esta técnica de aprendizaje no supervisado permite agrupar inmuebles en función de sus similitudes, sin necesidad de una variable respuesta. Para comenzar la exploración, seleccionamos dos grupos de variables para construir nuestros nuevos conjuntos: Clustering de Confort (dimensión interna), enfocado en las condiciones de comodidad y habitabilidad que ofrece la propia vivienda. Clustering de Servicios (dimensión externa), refleja la calidad, accesibilidad y otras características del entorno urbano del inmueble.

Variable	Confort	Servicios
bathrooms	1	0
rooms	1	0
surface	1	0
tieneAscensor	1	0
tieneTrastero	1	0
tieneCalefaccion	1	0
tieneAireAcondicionado	1	0
supermarket_count	0	1
pharmacy_count	0	1
hospital_count	0	1
university_count	0	1
college_count	0	1
public_transport_count	0	1

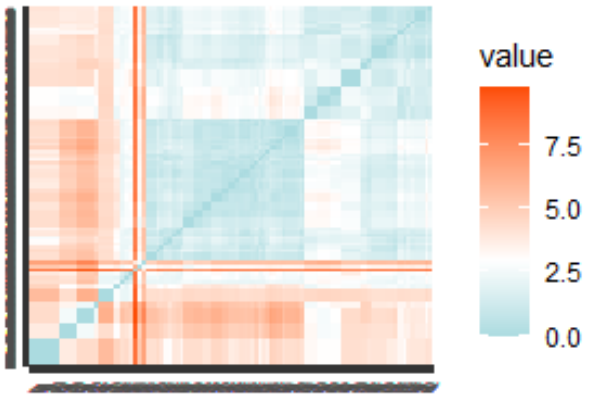
Sin embargo, debido a limitaciones de espacio, en la memoria principal se ha optado por incluir únicamente el clustering basado en los servicios de la ubicación. Hemos priorizado esta división antes que la de confort y comodidad porque consideramos que sus resultados muestran una estructura de agrupamiento más clara y relevante. Además, la clasificación solventa uno de los problemas de la base de datos original: el exceso de barrios y municipios que no permitía un análisis correcto del entorno urbano. Así pues, dado que las conclusiones de esta fase del proyecto serán incorporados en estudios posteriores; creemos que su inclusión en la memoria final es imprescindible. No obstante, la clasificación en función del confort está disponible en el anexo de CLUSTERING; en caso de que se quiera consultar.

Clustering de servicios del entorno.

El paso previo a la clasificación fue comprobar si existían tendencias de agrupación en los pisos basándonos en las variables del cluster. Para ello, elaboramos un *heatmap*. Dado que pretendíamos identificar similitudes entre las infraestructuras ofrecidas por cada ubicación, consideramos adecuado aplicar una medida de cercanía. Probamos todas las distancias para variables numéricas disponibles y, finalmente, obtuvimos una tendencia de agrupación más compacta con la euclídea. En el mapa resultante, se observan ciertos subgrupos

alrededor de la diagonal principal; aunque sería necesario efectuar el clustering para identificar estructuras más claras.

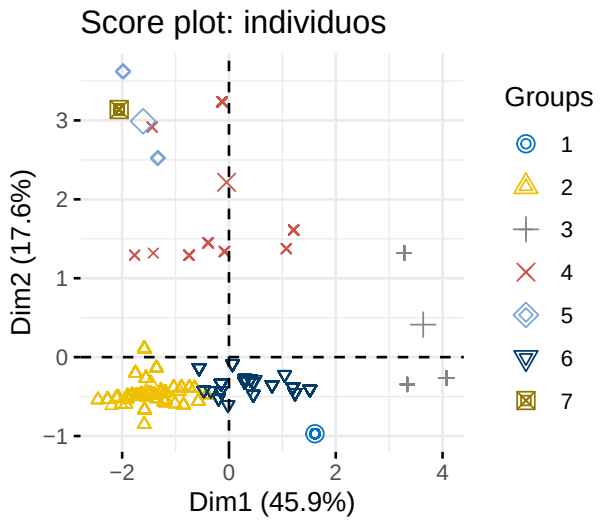
.

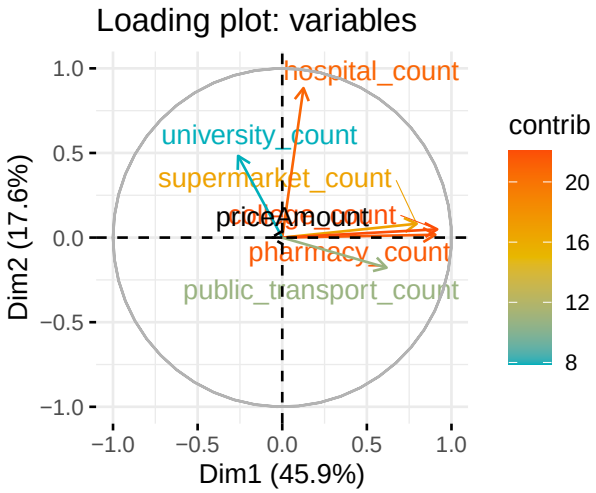


Como punto de partida, iniciamos el análisis probando varias técnicas de agrupamiento: el método jerárquico de Ward y los de partición k-medias y k-medioides. En los tres casos, analizamos simultáneamente la suma de cuadrados residual y el coeficiente de Silhouette para determinar el número óptimo de subgrupos. Así, seleccionamos k=6 con Ward; k=8 mediante PAM y k=7 aplicando k-medias. Una vez divididos los datos, comparamos el coeficiente medio de Silhouette y vimos que, en los grupos obtenidos a partir de las medias, la mayoría de los grupos estaban mejor definidos. Por ello, nos decantamos por los 7 clusters. Los gráficos relativos a la selección del método de agrupación no se han incluido en la memoria final, pero se pueden consultar en el anexo de CLUSTERING.

A continuación, estudiamos qué variables habían tenido más peso en la nueva clasificación a través de un Análisis de Componentes Principales con 2 dimensiones. Asimismo, utilizamos las columnas cluster y priceAmount como auxiliares para entender su relación con el resto de variables consideradas.

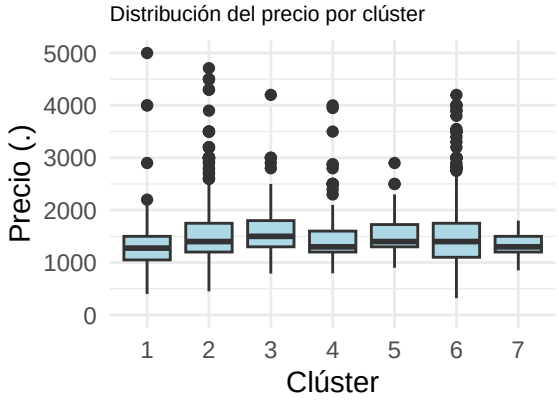
Al estudiar el score plot, identificamos siete grupos claramente diferenciados. Destacan especialmente los clusters 7 y 1, tan compactos que apenas se distinguen uno o dos individuos. Incluso en las divisiones más dispersas (3 y 4) sus puntos se encuentran bastante próximos. Por otra parte, en el loading plot se aprecia que la primera componente está positivamente relacionada con la cantidad de farmacias, colegios, supermercados y conexiones de transporte. En cambio, la segunda depende de los hospitales y universidades. No parece que el precio del piso tenga una gran importancia en esta clasificación. Paralelamente, si suporponemos ambos gráficos, parece que el cluster 3 sobresale por estar notablemente mejor comunicado que el resto de grupos. Por el contrario, el cluster 2 es aparentemente el peor ubicado.





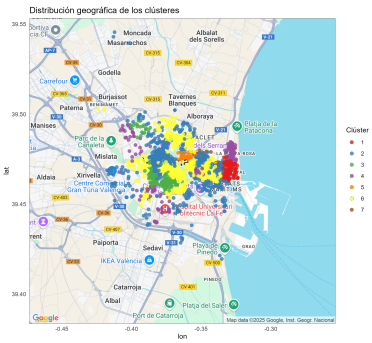
Para comparar los precios de cada cluster, calculamos sus medias y representamos las 7 distribuciones mediante sus respectivos gráficos de caja y bigotes. Tal como habíamos supuesto al examinar el PCA, no encontramos una diferencia muy acusada entre los precios medios. No obstante, resulta sorprendente que el cluster 2, que habiamos resaltado como el peor ubicado, es el más caro en promedio. Este importe elevado seguramente se deba a los pisos atípicos detectados en su *box&whiskers*, los cuales podrían estar mal clasificados o reflejar una ubicación segmentada internamente entre viviendas básicas y otras más exclusivas. El tercer cluster tiene un precio muy similar, aunque con menos pisos atípicos, por lo que seguramente sus viviendas presenten buena comunicación general.

Clúster	Precio medio (.)
1	1360.402
2	1595.870
3	1595.106
4	1451.182
5	1564.750
6	1562.079
7	1331.579



Representación de los clusters en la ciudad de Valencia.

Finalmente, para visualizar geográficamente los resultados obtenidos, hemos los 7 clusters en un mapa de la ciudad de Valencia, utilizando las variables latitud y longitud. Así, fue posible determinar a qué zona corresponde cada uno de los grupos. La representación del mapa la conseguimos a partir de una API KEY de google cloud y, por motivos de seguridad, en esta memoria se incluirá en formato png. En la imagen se aprecia como, mientras algunos clusters están muy centrados en una zona concreta, otros se extienden por varios barrios valencianos.

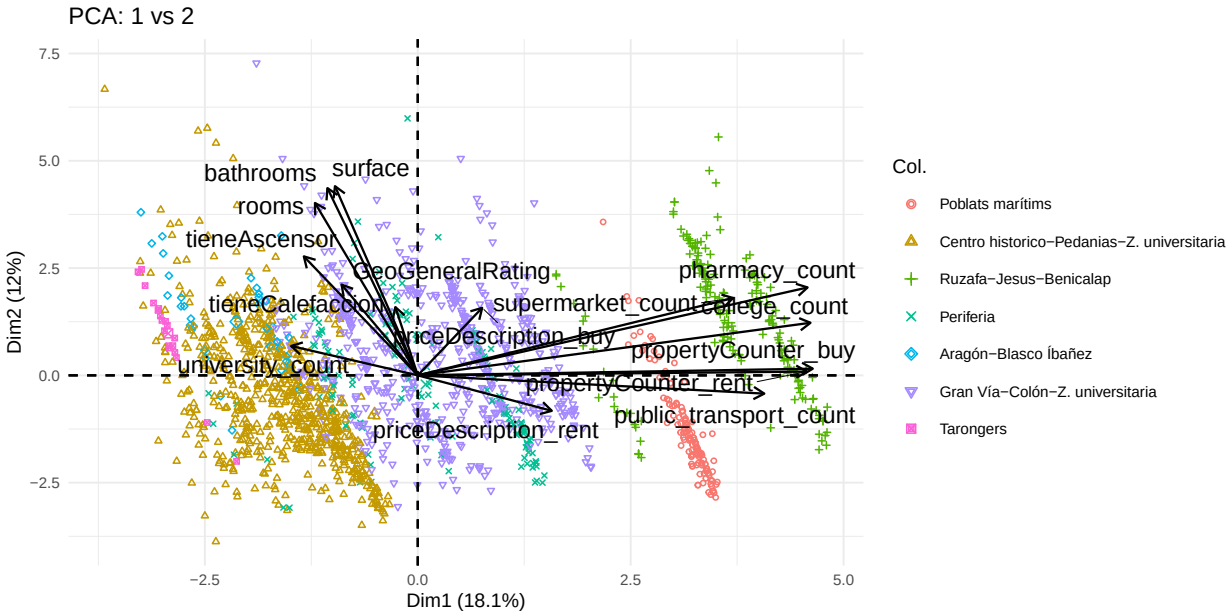


A partir de la información obtenida en el mapa, hemos diseñado la siguiente clasificación:

Clúster 1	Poblats Marítims
Clúster 2	Centro histórico, pedanías y zona universitaria
Clúster 3	Ruzafa, Jesús y Benicalap
Clúster 4	Periferia
Clúster 5	Aragón, Blasco Ibáñez
Clúster 6	Gran Vía, Colón y zona universitaria
Clúster 7	Tarongers

Uso del Clustering para completar el PCA.

En este punto, podemos aplicar las conclusiones extraídas del análisis a zonas reales y conocidas de nuestra ciudad. Utilizaremos estas agrupaciones para colorear en el PCA realizado anteriormente.



Tras comparar los anteriores gráficos con el mapa de Valencia, y ver a que zona pertenece cada grupo, extrajimos las siguientes conclusiones:

-> Poblats marítims: Es una zona bien comunicada, con buena oferta de propiedades, alta presencia de supermercados, transporte público, y cercanía a colegios. Parece un entorno atractivo para jóvenes y estudiantes, donde la movilidad y el acceso a servicios básicos son clave, o también para estancias vacacionales, porque esta cerca del puerto y la playa. Puede tener precios de alquiler más dinámicos, pero no destacan por la amplitud o el número de baños.

-> Centro histórico-pedanías.Z. universitaria:representa una zona heterogénea: comparte una escasa accesibilidad a servicios urbanos, pero muestra gran variabilidad en cuanto al tamaño, equipamiento y precio de las viviendas. Algunas áreas pueden ofrecer viviendas espaciosas con ascensor, calefacción y a un precio mayor, mientras que otras tienen una oferta más básica. Esta diversidad podría explicarse por la mezcla entre áreas más históricas, otras más funcionales (posiblemente vinculadas al entorno universitario) y otras alejadas de la ciudad.

-> Ruzafa-Jesus-Benicalap: Zonas urbanas bien conectadas y con abundantes servicios (supermercados, transporte, farmacias). Aunque en general las viviendas no destacan por su tamaño, en algunas subzonas del grupo sí hay inmuebles amplios y bien equipados. Son áreas atractivas para quienes valoran el entorno y la accesibilidad, sin descuidar del todo el confort del hogar.

-> Perfiferia: Es una zona heterogénea. En áreas cercanas a universidades se encuentran viviendas más amplias y equipadas, mientras que en otras zonas, con mejor acceso a servicios y transporte, predominan inmuebles más pequeños.

-> Aragón-Blasco Íbañez: Zonas funcionales con viviendas medianas o amplias y bien equipadas. Aunque no destacan por sus servicios, su cercanía a áreas universitarias y buena eficiencia energética las hace atractivas para jóvenes y familias que valoran el espacio y la ubicación, incluso a un coste algo mayor.

-> Gran Vía-Colón-Z.universitaria:representa zonas variadas: algunas con buenos servicios y precios altos, pero viviendas pequeñas; otras, cercanas a universidades, con más espacio y mejor equipamiento, aunque con menos servicios. En general, combina ubicaciones atractivas con viviendas heterogéneas, ideales para quienes priorizan la localización.

-> Tarongers:vinculado al entorno universitario. Zonas donde las viviendas ofrecen un adecuado tamaño y confort, y con excelente acceso a centros educativos aunque no a tantos servicios. Son áreas preferidas por estudiantes o jóvenes que buscan funcionalidad a buen precio.

En conjunto, los resultados del clustering muestran una segmentación coherente con la estructura urbana y social de la ciudad, reflejando patrones territoriales que se corresponden con zonas reales y reconocibles. Esta clasificación no solo valida la calidad del análisis, sino que también permite incorporar de forma explícita la dimensión del entorno como variable explicativa en análisis posteriores; mejorando así nuestro entendimiento del mercado inmobiliario valenciano.

AFC simple: Subtipo y Precio

Además de este AFC simple se ha realizado también otro AFC con las variables Municipio y Precio, sin embargo como el clustering aporta más información que el AFC sobre dichas variables se ha decidido dejarlo en Anexos como consulta en lugar de presentarlo en el proyecto.

El AFC entre tipo de vivienda y precio permite descubrir patrones entre categorías de vivienda (como áticos o pisos) y los rangos de precios en que suelen encontrarse. Por ello, se ha optado por realizar un AFC sobre estas variables.

Con el fin de realizar un Análisis Factorial de Correspondencias sobre las variables “Subtipo” y “Precio” se han realizado transformaciones previas sobre dichas variables para poder realizar el AFC. La variable “Subtipo” se ha mapeado para traducir los códigos de propertySubtypeId a nombres descriptivos. Por otro

lado, el Precio se ha transformado a 6 categorías ordinales clasificándolo de precio muy bajo a precio muy alto.

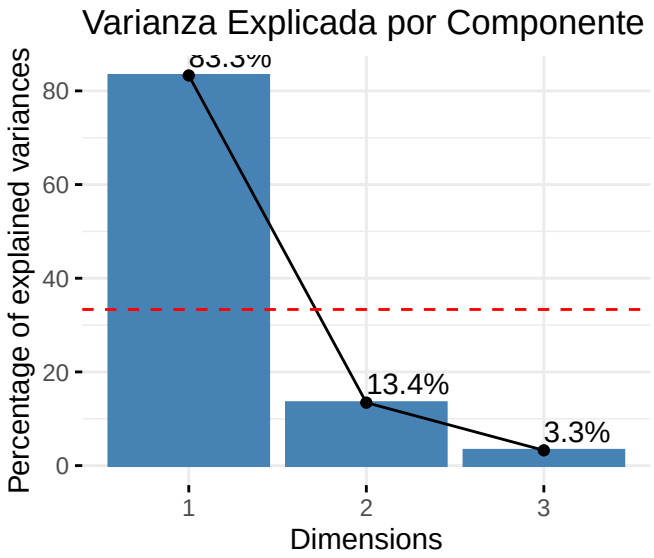
Dependencia entre Subtipo y Precio

Con el fin de contrastar la hipótesis nula de independencia entre ambas variables, se aplicará un test de independencia χ^2. Para ello se genera la tabla de contingencia de Subtipo y Precio, y se aplica el test.

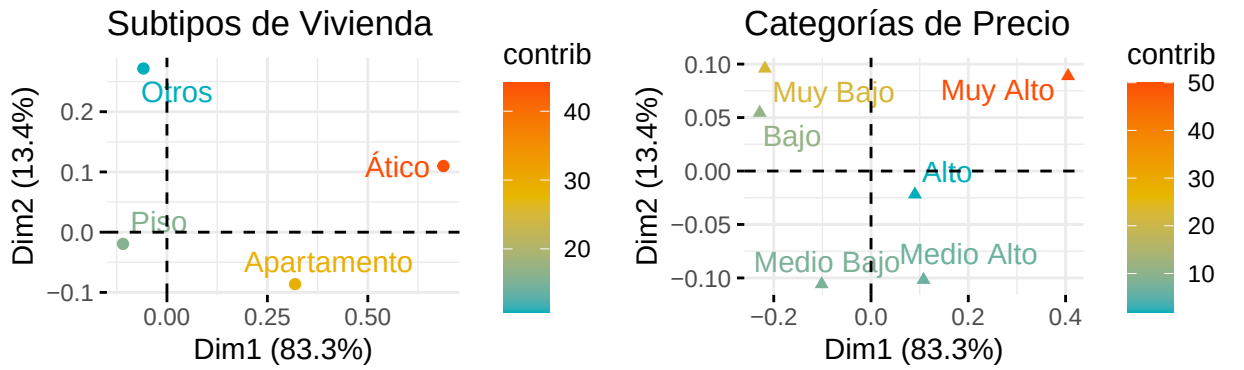
Como resultado se obtiene un p-valor de 0,0005, por lo que se rechaza la hipótesis nula y se concluye que existe una dependencia estadísticamente significativa entre el subtipo de vivienda y el precio. Así pues, tiene sentido que estudiemos la naturaleza y causas de dicha dependencia con un AFC simple.

Análisis Factorial de Correspondencias

A continuación se realiza el AFC comenzando por la seleccíon del número de componentes. Según el siguiente gráfico se puede ver que la primera componente ya explica un 83,3% de la inercia total de la tabla de contingencia, mientras que la segunda solo explica un 13,4%, claramente por debajo de la inercia media teórica (aproximadamente el 32%). Por tanto se elegiría solo la primera componente, no obstante, se elgiran las dos primeras para poder generar los gráficos de filas y columnas para poder interpretar el AFC no dándole importancia a la segunda componente.



La lectura de los siguientes gráficos se centra exclusivamente en el eje horizontal, ya que es el que explica el mayor porcentaje de la variabilidad (83.3%). Se ignorará, por tanto, la posición en el eje vertical (Dim2).



Al interpretar ambos gráficos conjuntamente, y centrándonos exclusivamente en la Dimensión 1, se observa un patrón claro y coherente que vincula determinados subtipos de vivienda con categorías específicas de precios. Los subtipos más exclusivos, como el "Ático", se alinean con las categorías más altas de precio, mientras que las categorías de precio más bajo se asocian con subtipos menos definidos o de menor valor. Esta estructura evidencia la existencia de una dimensión principal que organiza las relaciones entre tipo de vivienda y nivel de precios, permitiendo una interpretación robusta del mercado residencial en función de estas variables. La correspondencia entre ambos conjuntos de categorías es clara, especialmente porque la proyección de filas y columnas sobre el eje principal se refleja de manera simétrica.

Reglas de Asociación.

Con el objetivo de facilitar el análisis de reglas de asociación, se realizó una transformación de las variables de la base de datos. Las variables numéricas `precio` y `superficie` se agruparon en cuartiles, generando variables categóricas como "precio_bajo" o "superficie_alta". Asimismo, se transformaron variables booleanas en etiquetas comprensibles (por ejemplo, `tieneAscensor = 1` se convierte en `"con_ascensor"`).

Una vez procesados los datos, se aplicó el algoritmo **Apriori** con un umbral mínimo de soporte del 1% y confianza del 50% obteniendo un total de 12745 reglas. Posteriormente se han eliminado reglas redundantes, esto permite conservar las reglas más significativas. Las reglas maximales no se han priorizado, ya que suelen perder especificidad, dificultando su aplicación práctica. Tras eliminar las redundantes nos quedamos con un total de 2408 reglas. Por último, filtramos las reglas con los siguientes umbrales quedándonos con las 21 reglas más relevantes: Soporte > 0.015, Confianza > 0.7 y Lift > 3.5

Estas condiciones permiten identificar patrones **robustos y estadísticamente relevantes** que relacionan ciertas configuraciones de un inmueble con su probabilidad de pertenecer a un rango de precio específico. A continuación se muestran las **cinco reglas más destacadas**, ordenadas por su *lift*. Es importante destacar que las 21 reglas comparten el consecuente de **Precio Alto**.

Table 1: Reglas de asociación más relevantes (ordenadas por lift)

	rules	support	confidence	coverage	lift	count
1001	{rooms_4+_habitaciones,tieneAscensor_con_ascensor,bathrooms_3+_banios} => {priceAmount_precio_alto}	0.017	0.970	0.018	3.879	32
8593	{surface_surface_alto,tieneAscensor_con_ascensor,tieneAireAcondicionado_con_aire,bathrooms_3+_banios,tieneCalefaccion_con_calefaccion} => {priceAmount_precio_alto}	0.017	0.970	0.018	3.879	32
4075	{surface_surface_alto,tieneAscensor_con_ascensor,tieneAireAcondicionado_con_aire,bathrooms_3+_banios} => {priceAmount_precio_alto}	0.022	0.952	0.023	3.810	40
4063	{surface_surface_alto,tieneAscensor_con_ascensor,bathrooms_3+_banios,tieneCalefaccion_con_calefaccion} => {priceAmount_precio_alto}	0.018	0.943	0.019	3.771	33
4087	{tieneAscensor_con_ascensor,tieneAireAcondicionado_con_aire,bathrooms_3+_banios,tieneCalefaccion_con_calefaccion} => {priceAmount_precio_alto}	0.018	0.943	0.019	3.771	33

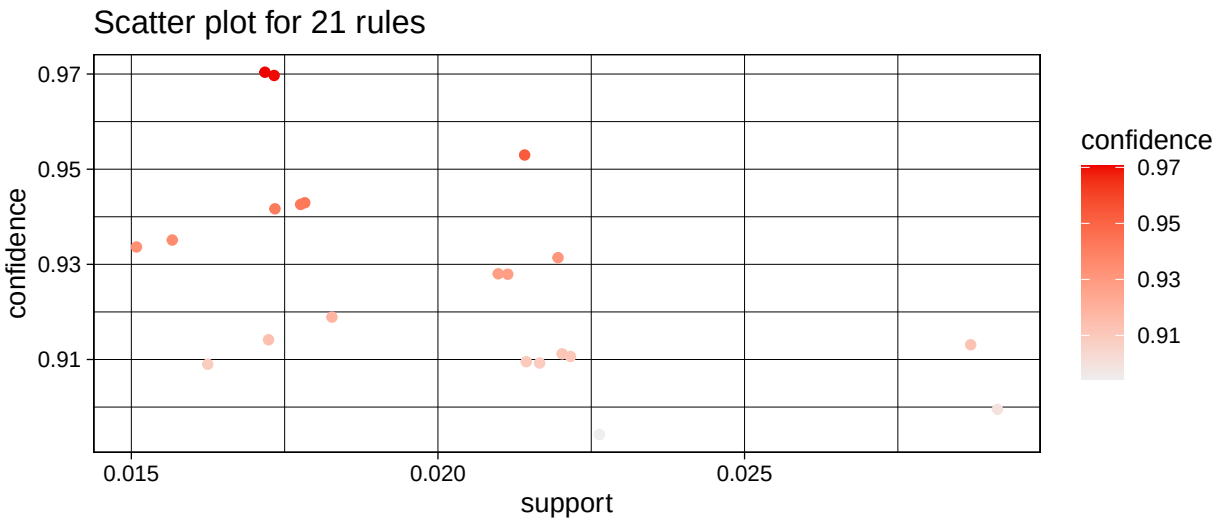
Dado que dichas reglas están asociadas a precios altos, exploramos ahora aquellas cuya consecuencia es priceAmount = precio_bajo. Este tipo de reglas resulta útil para detectar inmuebles con condiciones objetivas que los hacen significativamente más asequibles. Para ello, filtramos las reglas con: Soporte > 0.0107, Confianza > 0.8 y Lift > 2.7

A continuación, se han empleado gráficos para explorar visualmente las reglas de asociación: un **diagrama de dispersión (scatter plot)** para analizar la relación entre soporte y confianza, y un **gráfico de coor-**

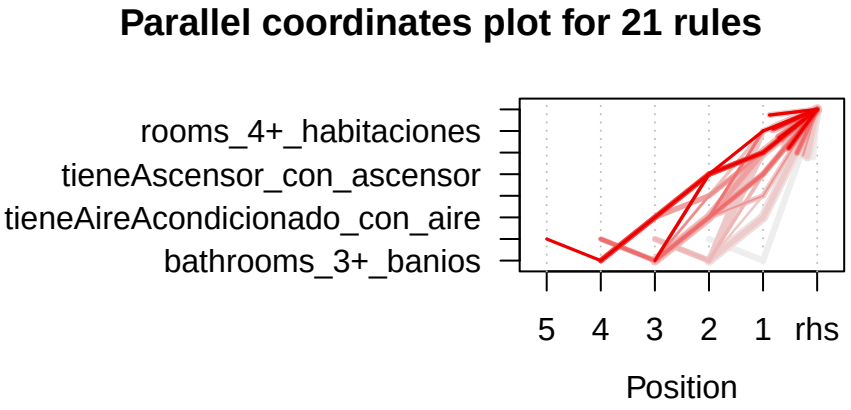
Table 2: Reglas de asociación más relevantes asociadas a Precios Bajos (ordenadas por lift)

	rules	support	confidence	coverage	lift	count
4271	{tieneAscensor_sin_ascensor,rooms_1_habitacion,surface_surface_bajo,tieneAireAcondicionado_sin_aire} => {priceAmount_precio_bajo}	0.011	0.840	0.013	3.360	21
8705	{tieneTrastero_sin_trastero,tieneCalefaccion_sin_calefaccion,rooms_1_habitacion,surface_surface_bajo,tieneAireAcondicionado_sin_aire} => {priceAmount_precio_bajo}	0.012	0.821	0.015	3.286	23
4284	{tieneCalefaccion_sin_calefaccion,rooms_1_habitacion,surface_surface_bajo,tieneAireAcondicionado_sin_aire} => {priceAmount_precio_bajo}	0.013	0.806	0.017	3.226	25

denadas paralelas para examinar la estructura interna de las reglas en términos de los atributos que las componen. No se utilizaron representaciones como el grouped matrix ni la matriz de calor, ya que estas técnicas son más adecuadas con combinaciones simples entre pocos ítems. Al estar las reglas formadas por múltiples atributos simultáneos, genera una elevada dimensionalidad y dificulta la interpretación gráfica en formatos matriciales.



El gráfico de dispersión muestra la relación entre el soporte y la confianza de las 21 reglas de asociación seleccionadas, con una escala de color que representa el nivel de confianza. Todas las reglas tienen un soporte comprendido entre 0.015 y 0.025, lo cual indica que aunque no son extremadamente frecuentes. En términos de confianza, todas superan el umbral mínimo de 0.7, alcanzando valores próximos al 0.97. Esto indica que cuando se cumplen las condiciones del antecedente, la probabilidad de que el precio sea alto es muy elevada. Las reglas con mayor confianza tienden a tener un soporte ligeramente menor, lo que sugiere que, si bien son altamente fiables, aplican a un subconjunto más específico del mercado inmobiliario.



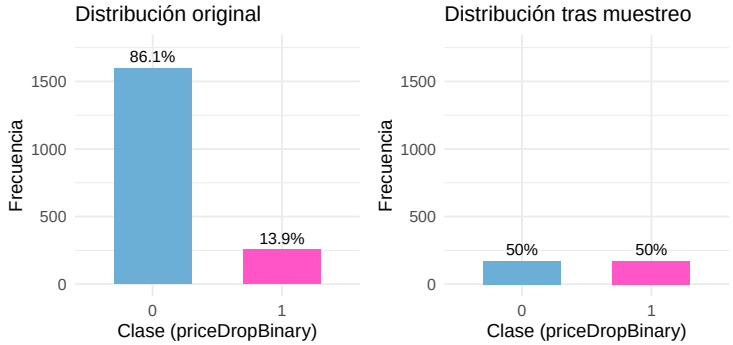
El gráfico de coordenadas paralelas representa visualmente la estructura interna de las reglas más representativas. Cada línea corresponde a una regla individual, y su recorrido conecta los distintos atributos que forman el antecedente, finalizando en el consecuente (priceAmount_precio_alto).

Se aprecia una clara convergencia de reglas hacia ciertos atributos comunes, como: Superficie elevada del inmueble (surface_surface_alto), Existencia de ascensor (tieneAscensor_con_ascensor), Más de 3 baños (bathrooms_3+_banios) y Existencia de calefacción (tieneCalefaccion_con_calefaccion). Estas características aparecen reiteradamente como predictores del precio alto, lo que refuerza su relevancia dentro del conjunto de datos analizado.

Este análisis ha revelado patrones sólidos entre las características de los inmuebles y su rango de precio. En particular, propiedades con gran superficie, múltiples baños y habitaciones, ascensor, calefacción y aire acondicionado muestran una alta probabilidad de pertenecer al segmento de precio alto. En contraste, los inmuebles con superficie reducida, una sola habitación y ausencia de comodidades tienden a asociarse con precios bajos, lo que puede indicar oportunidades de inversión o infravaloración.

PLS-DA.

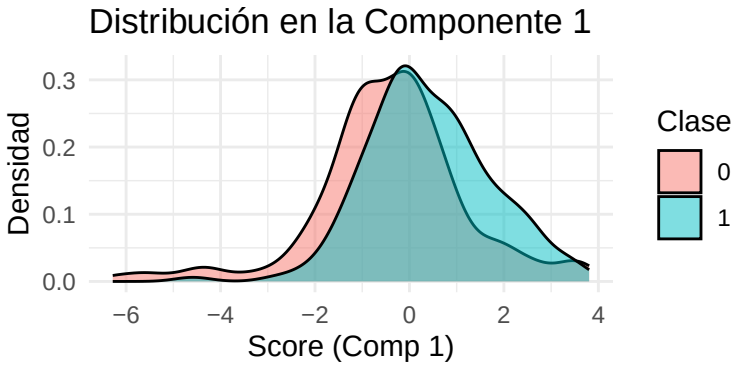
Antes de realizar este análisis, comprobamos que nuestra base de datos no cumplía las condiciones de homocedasticidad ni normalidad (ver en el ANEXO)~**??**. Esto quiere decir que no podemos aplicar un Análisis Discriminante de Fisher para predecir qué inmuebles serán rebajados. En su lugar, emplearemos un PLS discriminante; en el que consideraremos como POSITIVOS las viviendas cuyo precio sea menor al precio original. Para ello, hemos convertido la variable primitiva priceAmountDrop en priceDropBinary (0 si el precio baja, 1 si se mantiene estable). En la primera fase del análisis, seleccionamos la mayoría de variables disponibles (incluyendo el cluster por servicios diseñado en análisis previos); descartando aquellas cuya información resultaba inservible o redundante. Para evitar el diseño de un modelo sesgado, escalamos las variables numéricas y dividimos los datos en los conjuntos de entrenamiento (70%) y test (30%). Además, realizamos un undersampling en la base de entrenamiento eliminando aleatoriamente parte de los pisos sin bajada de precio; puesto que había un fuerte desbalanceo que podía favorecer sistemáticamente las predicciones de la clase predominante.



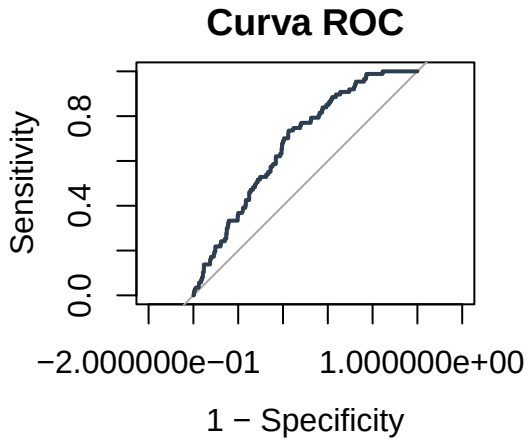
Seguidamente, propusimos el modelo inicial. Aplicamos la validación cruzada con 5 grupos o folds y 10 repeticiones hasta quedarnos con 1 única componente principal, minimizando así el error de predicción. Una vez aplicado el modelo al conjunto de test, maximizamos su exactitud balanceada de 0.59 a 0.632 variando el umbral óptimo. Seleccionamos esta métrica como medida de calidad porque tiene en cuenta los aciertos en ambas clases de pisos (0, 1), sin proporcionar resultados engañosos ni dejarse condicionar por el desbalanceo. Esta primera versión mostraba una capacidad predictiva aceptable, generando mejores resultados que los que se obtendrían por azar. Cabe recalcar que la bajada de precio de las viviendas está muy condicionada por el factor humano y las condiciones individuales de cada propietario. Por lo tanto, podríamos considerarla una variable de naturaleza impredecible o, al menos, con un comportamiento difícil de modelar. A continuación,

nos propusimos incrementar la eficacia mediante un test de independencia. El objetivo era proponer un nuevo modelo formado por las variables que presentaran diferencias significativas entre clases. Así, descartamos la inclusión de variables sin capacidad predictiva, que únicamente generan ruido y disminuyen la fiabilidad de las predicciones. A las variables numéricas les aplicamos el test t y a las categóricas el test chi-cuadrada o, en caso de muestras pequeñas, la prueba de Fisher. Todo el proceso descrito hasta este punto está detallado en el anexo del PLS-DA. Una vez realizada la selección, volvimos a dividir, escalar y reducir la nueva base de datos y generamos el segundo modelo; compuesto nuevamente por una sola componente principal.

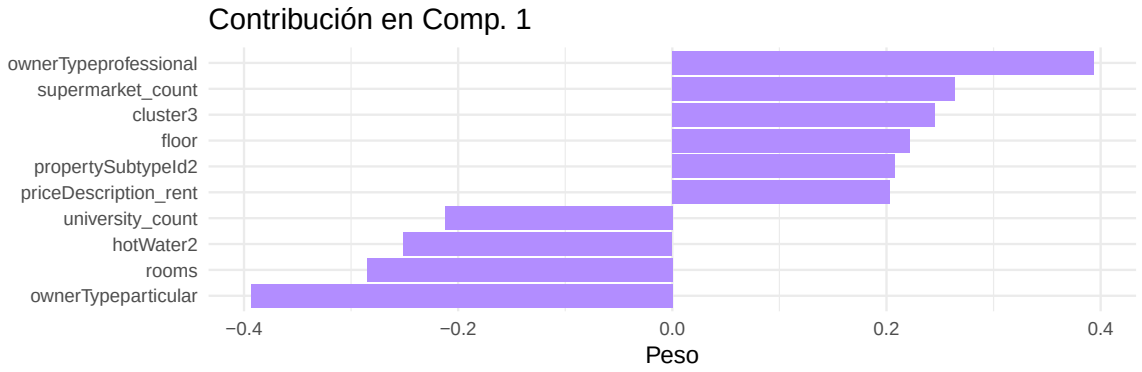
```
## Componentes óptimos: 1
```



Aunque la distribución obtenida era relativamente uniforme, maximizamos una vez más la exactitud balanceada a través de la curva ROC:



Finalmente, conseguimos un modelo que predice las bajadas de precio de los inmuebles con un 65% de exactitud balanceada. Esto es, cada 100 predicciones se consigue una media razonable de 65 recalls. Tal como hemos indicado en el inicio del análisis, esta variable está fuertemente condicionada por factores humanos: decisiones personales de propietarios, estrategias de agencias inmobiliarias, urgencia de venta o negociación, entre otros elementos difíciles de cuantificar. Por tanto, ningún modelo podrá predecirla con exactitud absoluta, y siempre quedarán fuera variables imposibles de medir que condicionarán los resultados. Aun así, cualquier herramienta que logre predecir las fluctuaciones en los precios, aunque sea parcialmente, es altamente valiosa; ya que permite orientar decisiones y ofrecer una ventaja estratégica en el análisis de mercado inmobiliario. Una vez elaborado el modelo definitivo, estudiaremos qué variables tienen más peso en la componente principal para entender qué características hacen a un piso más propenso a ser rebajado.

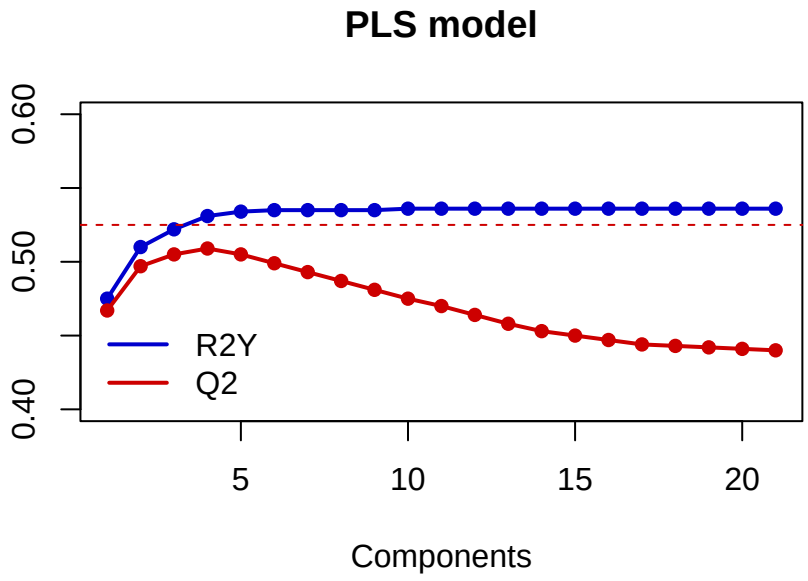


Resalta claramente que los propietarios profesionales (inmobiliarias, plataformas online, entidades bancarias...) son más propensos a reducir el precio que los propietarios particulares. Por otra parte, si nos centramos en la ubicación, en las zonas de Ruzafa, Benimaclet y Jesús (cluster3) las viviendas son más proclives a las rebajas. Asimismo, cuanto mayor sea el precio medio del alquiler en esta ubicación, más probable será que estos precios bajen. La cantidad de supermercados próximos también contribuye positivamente a dicha probabilidad. Por el contrario, precios de pisos en zonas universitarias son más estables. Respecto a las características del piso per se, las plantas altas tienen más probabilidad de ser rebajadas. En cambio, si tiene muchas habitaciones y/o calentador eléctrico (hotWater2) tiende a experimentar menos variaciones; especialmente en el caso de los apartamentos (porpertySubtype2).

PLS

Escalamos tanto la matriz Y como la X. Estimaremos el número de componentes óptimo mediante validación cruzada. En este caso, al tener un número tan alto de observaciones, optaremos por el procedimiento "k-fold", en nuestro caso generaremos 10 folds.

De acuerdo con el criterio de la función *opls*, el número óptimo de componentes sería 3. No obstante, vamos a generar nuestro propio gráfico para estimar mejor el número óptimo de componentes del modelo:



En el gráfico anterior podemos observar que con hasta 4 componentes el valor de Q^2 aumenta a la vez que el valor de R^2. Sin embargo a partir de 5 componentes Q^2 empieza a disminuir ligeramente y R^2 se mantiene prácticamente constante.

Así pues, parece más adecuado seleccionar 4 componentes. Generamos a continuación el modelo con 4 componentes.

```
## PLS
## 1856 samples x 21 variables and 1 response
## standard scaling of predictors and response(s)
##       R2X(cum) R2Y(cum) Q2(cum) RMSEE pre ort pR2Y  pQ2
## Total    0.421    0.531   0.509   474   4   0 0.05 0.05
```

En el resumen se muestra que el modelo cuenta con una buena capacidad predictiva, con un Q^2 mayor a 0.5, es decir, explica más de un 50% de la variabilidad de la variable estudiada, PriceAmount, así como un error aceptable. Para poder entender mejor el modelo, vamos a clasificar las variables en función a la componente a la que pertenecen.

```
##                                  Variable      Peso
## surface                           surface 0.5441573
## bathrooms                        bathrooms 0.5124531
## rooms                               rooms 0.3888462
## priceDescription_buy priceDescription_buy 0.3256391
## tieneAscensor               tieneAscensor 0.1845652
```

Se han calculado las variables que más peso en cada componente. En este caso, se muestra solo la de la primera componente, puesto que es la que mayor variabilidad explica del modelo. Las variables superficie, número de baños, número de habitaciones, el precio de compra o si tiene ascensor son las más importantes de la primera componente.

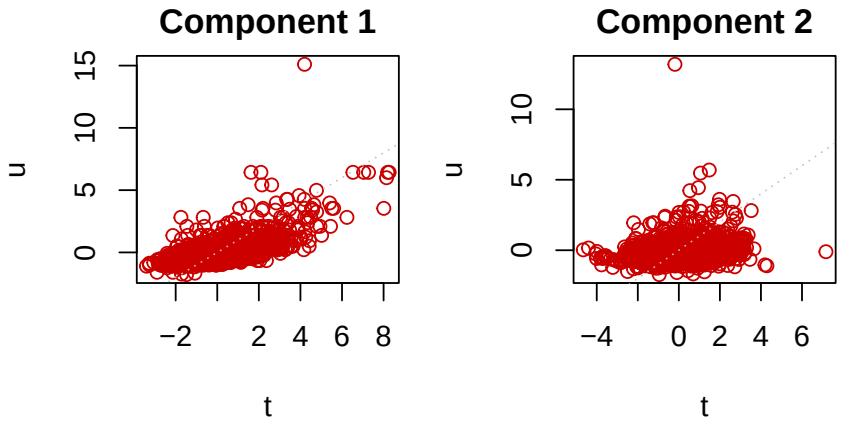
Al analizar el gráfico de scores con la elipse de Hotelling T2 (incluida en el anexo), se observa que la mayoría de las observaciones se encuentran dentro del límite esperado, lo que indica un comportamiento multivariado normal. Sin embargo, algunas observaciones se sitúan fuera de la elipse, lo que sugiere la posible presencia de valores atípicos.

Se realizarán análisis más específicos para identificarlos con mayor evidencia estadística, incluidos en el anexo.

Los resultados muestran que la mayoría de las observaciones están bien representadas y no presentan valores extremos. Sin embargo, se han identificado algunas que superan claramente los límites de confianza, tanto al 95% como al 99%. En particular, la observación n.º 355 destaca como un outlier evidente según ambos criterios, mientras que otras, como las observaciones 136, 445 o 372, muestran discrepancias más moderadas pero persistentes en su representación por el modelo.

Tras revisar manualmente sus características y precios, comprobamos que se trata de viviendas reales, con valores justificados por su ubicación, dimensiones o nivel de equipamiento. Por tanto, al no presentar errores evidentes y contribuir a explicar parte de la variabilidad del mercado, decidimos mantener estas observaciones en el análisis.

A continuación, debemos evaluar uno de los supuestos del PLS, que es el supuesto de linealidad entre los scores de las variables predictoras y los scores de la variable respuesta. Buscamos representar dicha relación en un gráfico para analizar la relación.



En lo que respecta al gráfico de la componente 1, podemos observar una relación positiva entre t y u, aunque para valores más altos de u se observa cierta dispersión. Sin embargo, como la mayoría de puntos sigue la relación buscada, podemos afirmar que la primera componente captura una relación lineal significativa entre X e Y. En cuanto al gráfico de la componente 2, la relación es mucho menos evidente, puesto que no se observa una relación clara y los puntos están considerablemente más dispersos. Esto sugiere que dicha componente no contribuye en gran medida a la relación lineal entre las matrices, ya sea por estar capturando ruido o por tener una estructura de menor relevancia. Con el fin de obtener una mayor evidencia en las conclusiones, se va a calcular cada una de las matrices de correlaciones de los componentes.

```
##        p1        p2        p3        p4
## 0.6890911 0.2586998 0.1534190 0.1431952
```

Podemos observar que la primera componente presenta una correlación moderadamente alta, lo que indica una relación lineal apreciable entre las variables latentes de los conjuntos predictivo y de respuesta. En contraste, las componentes restantes muestran correlaciones débiles, lo que refuerza las conclusiones obtenidas a partir de los gráficos anteriores.

Siguiendo con el análisis, se debe de evaluar la capacidad del modelo creado para reconstruir las variables predictoras originales. Esto se consigue mediante el coeficiente de determinación R2, calculado en la siguiente tabla.

Table 3: Top 10 variables según R^2

	Variable	R2
surface	surface	0.78
pharmacy_count	pharmacy_count	0.77
college_count	college_count	0.74
propertyCounter_buy	propertyCounter_buy	0.70
propertyCounter_rent	propertyCounter_rent	0.65
bathrooms	bathrooms	0.61
supermarket_count	supermarket_count	0.59
public_transport_count	public_transport_count	0.48
rooms	rooms	0.47
tieneCalefaccion	tieneCalefaccion	0.47

El R2 global indica que el modelo explica aproximadamente el 42% de la varianza total de las variables X, lo cual sugiere una capacidad explicativa moderada. A nivel individual, algunas variables como surface, college_count y pharmacy_count presentan valores de R2 notablemente altos, evidenciando que el modelo captura bien su estructura. En contraste, variables como tieneTrastero o hospital_count muestran una

explicación muy limitada, lo que podría deberse a ruido, no linealidad, o falta de relación con las componentes extraídas.

Tras evaluar la calidad de la reconstrucción del espacio de las variables independientes X, procedemos a calcular el coeficiente de determinación R2 en el espacio de las variables dependientes Y. Este valor nos permite estimar qué proporción de la varianza de la(s) variable(s) objetivo está siendo explicada por el modelo PLS construido.

```
## $R2_kcum
## [1] 0.5313373
##
## $R2cum
## [1] 0.5313373
```

El valor global de R2 obtenido para Y ha sido de 0.5313, lo que indica que el modelo explica aproximadamente el 53.13% de la varianza de la(s) variable(s) dependiente(s). Este resultado sugiere que el modelo tiene una capacidad predictiva moderadamente buena sobre las variables objetivo, y en este caso, mejor que la reconstrucción obtenida en el espacio de X (que fue de 42%). Por tanto, se puede considerar que el modelo PLS ha conseguido capturar relaciones relevantes entre los componentes latentes y la variable de respuesta.

Con el fin de comprobar si se puede conseguir un modelo más simple con mejores resultados, se va a crear un nuevo modelo con las variables más significativas. Todos los cálculos y resultados se adjuntan en el anexo.

Ambos modelos muestran una tendencia positiva coherente respecto a la diagonal (línea de identidad), lo cual indica una capacidad predictiva aceptable. Luego, aunque el modelo reducido tiene una ligera pérdida de precisión (con un R^2 algo más bajo y un RMSE más alto que el modelo completo), gana en simplicidad y es mucho más fácil de interpretar. Usar solo las variables más relevantes puede ser útil, sobre todo si queremos entender mejor el modelo o si no siempre es posible recoger toda la información disponible. Por eso, aunque el modelo completo tiene mejor rendimiento, el modelo reducido con las variables seleccionadas por VIP también es una buena opción dependiendo del objetivo que tengamos.

En este caso, el objetivo es crear un modelo de predicción de precios de vivienda lo más preciso posible, luego optamos por el modelo con todas las variables ya que a pesar de ser más complejo, ofrece una capacidad predictiva mayor que el modelo simplificado.

Para finalizar, realizaremos un análisis para tratar de detectar posibles errores de predicción del modelo.

```
##       R2     RMSE      MAE   MAPE
## 1 0.5356 471.2649 292.1782 18.868
```

Una vez ajustado el modelo PLS con todas las variables, se calcularon diversas métricas de error para evaluar su rendimiento. En concreto, se obtuvieron los siguientes valores: $R^2 = 0.5356$, RMSE = 471.2649 , MAE = 292.1782 y MAPE = 18.868%. Estas métricas permiten valorar la calidad del ajuste del modelo, proporcionando información sobre su capacidad explicativa y el tamaño medio del error.

El valor de R^2 indica que el modelo es capaz de explicar aproximadamente el 53% de la variabilidad presente en los datos de salida. Aunque no se trata de un valor extremadamente alto, sí sugiere que el modelo capta cierta estructura subyacente en los datos. Por otro lado, el RMSE y el MAE muestran el tamaño medio del error de predicción en las mismas unidades que la variable respuesta, lo que permite dimensionar cuánto puede desviarse una predicción típica respecto al valor real. En este caso, los errores medios rondan entre 296 y 473 unidades, dependiendo de cómo se midan (absoluto o cuadrático). Finalmente, el MAPE, con un 18.868%, señala que el modelo comete, de media, un error del 19% respecto al valor real, lo cual puede considerarse aceptable o no dependiendo del contexto de la aplicación.

Es importante tener en cuenta que estos resultados se han obtenido utilizando los mismos datos con los que se entrenó el modelo. Por tanto, no reflejan necesariamente cómo se comportaría el modelo ante nuevos datos no observados, sino que indican su nivel de ajuste dentro del propio conjunto utilizado para construirlo.

Por tanto, se concluye que el modelo presenta un equilibrio adecuado entre ajuste y capacidad predictiva, lo que justifica su utilidad para el análisis. Con 4 componentes, explica un 42.1% de la variabilidad de las variables explicativas y un 53.1% de la variabilidad de la variable respuesta, con una capacidad predictiva interna (Q2) del 50.9%. Además, se detectaron tres observaciones potencialmente anómalas, lo que resulta relevante al interpretar la estabilidad del modelo. En conjunto, estos valores respaldan la calidad del ajuste realizado y proporcionan una base sólida para el análisis posterior.