



Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales ICADE

GRADO EN BUSINESS ANALYTICS

TRABAJO FIN DE GRADO

CONSTRUCCIÓN DE UN INDICADOR COMPUESTO
PARA MEDIR EL ATRACTIVO INVERSOR DEL
MERCADO INMOBILIARIO EN MADRID

Autor: Cristina Lao Navarro

Director: Pablo Calvo Báscones

Madrid | Abril 2026

RESUMEN DEL PROYECTO

La inversión inmobiliaria residencial constituye uno de los principales vehículos de ahorro e inversión en España, si bien la toma de decisiones en este mercado se ve dificultada por su heterogeneidad territorial y la dispersión de la información disponible.

Este trabajo construye un indicador compuesto que mide el atractivo inversor del mercado residencial en los 131 barrios del municipio de Madrid para el año 2024, empleando datos del Portal de Datos Abiertos del Ayuntamiento de Madrid. La metodología combina técnicas de normalización min-max, ponderación mediante el Proceso de Análisis Jerárquico (AHP) y análisis de clustering, integrando seis dimensiones que recogen tanto factores financieros como de entorno urbano.

El resultado es un índice que permite comparar y clasificar el atractivo inversor entre barrios de forma sistemática y reproducible.

Palabras clave: indicador compuesto, inversión inmobiliaria, mercado residencial, Madrid, AHP

ABSTRACT

Residential real estate investment is one of the main vehicles for savings and investment in Spain, although decision-making in this market is hindered by its territorial heterogeneity and the dispersion of available information.

This work constructs a composite indicator that measures the investment attractiveness of the residential market across the 131 neighbourhoods of the municipality of Madrid for the year 2024, using data from the Open Data Portal of the Madrid City Council. The methodology combines min-max normalisation techniques, weighting through the Analytic Hierarchy Process (AHP), and clustering analysis, integrating six dimensions that capture both financial and urban environment factors.

The result is an index that allows the investment attractiveness across neighbourhoods to be compared and classified in a systematic and reproducible manner.

Keywords: composite indicator, real estate investment, residential market, Madrid, AHP

Índice de memoria

Capítulo 1. Introducción.....	6
1.1 Contexto del mercado inmobiliario en Madrid	6
1.2 Motivación y objetivos.....	6
1.3 Metodología utilizada.....	7
Capítulo 2. Marco teórico.....	9
2.1 La inversión inmobiliaria como activo financiero	9
2.2 Factores que determinan la rentabilidad inmobiliaria	10
2.3 Indicadores compuestos	11
Capítulo 3. Extracción de datos.....	13
3.1 Estructura urbana de Madrid.....	13
3.2 Selección de variables.....	14
3.2.1 Imputación de datos faltantes	17
3.2.2 Análisis de variables seleccionadas	18
Capítulo 4. Construcción del indicador	29
4.1 Dimensiones y subindicadores	29
4.1.1 Rentabilidad.....	29
4.1.2 Revalorización.....	31
4.1.3 Liquidez	32
4.1.4 Calidad urbana	33
4.1.5 Coste de financiación y riesgo inmobiliario	35
4.2 Normalización de variables.....	35
4.3 Análisis de correlaciones.....	35
4.3.1 Correlaciones dentro de los subíndices	36
4.3.2 Correlaciones entre dimensiones del indicador.....	39
4.4 Ponderación.....	40
4.5 Agregación.....	44
Capítulo 5. Análisis de resultados	46
5.1 Resultados globales.....	46
5.2 Clustering de barrios	49
5.3 Análisis de los barrios destacados.....	52
5.4 Análisis por distrito.....	56
Capítulo 6. Conclusiones del estudio	59

Capítulo 7. Bibliografía 62

Índice de figuras

Figura 1. Mapa barrios ciudad de Madrid.....	14
Figura 2. Evolución del precio de la vivienda. Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del Portal de Datos Abiertos del Ayuntamiento de Madrid.	19
Figura 3. Precio de la vivienda por barrio en 2024. Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del Portal de Datos Abiertos del Ayuntamiento de Madrid.	19
Figura 4. Evolución del precio del alquiler. Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del Portal de Datos Abiertos del Ayuntamiento de Madrid.....	20
Figura 5. Precio de alquiler por barrio en 2024. Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del Portal de Datos Abiertos del Ayuntamiento de Madrid.....	21
Figura 6. Valor Catastral por barrio en 2024. Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del Portal de Datos Abiertos del Ayuntamiento de Madrid.....	22
Figura 7. Evolución del número de transacciones de vivienda. Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del Portal de Datos Abiertos del Ayuntamiento de Madrid.....	23
Figura 8. Número de transacciones por barrio en 2024. Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del Portal de Datos Abiertos del Ayuntamiento de Madrid.....	23
Figura 9. Número de inmuebles urbanos residenciales por barrio en 2024. Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del Portal de Datos Abiertos del Ayuntamiento de Madrid.....	24
Figura 10. Evolución del tipo de interés. Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del Portal de Datos Abiertos del Ayuntamiento de Madrid.....	25
Figura 11. Tipo de interés medio por barrio en 2024. Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del Portal de Datos Abiertos del Ayuntamiento de Madrid.....	25
Figura 12. Evolución de cuota hipotecaria mensual a 20 años. Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del Portal de Datos Abiertos del Ayuntamiento de Madrid.....	26
Figura 13. Cuota hipotecaria mensual a 20 años por barrio en 2024. Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del Portal de Datos Abiertos del Ayuntamiento de Madrid.....	27
Figura 14. Variables de satisfacción ciudadana y seguridad por distrito en 2024. Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del Portal de Datos Abiertos del Ayuntamiento de Madrid.....	28
Figura 15. Rentabilidad neta por barrio en 2024. Fuente: Elaboración propia.....	31
Figura 16. Revalorización del precio por barrio en 2024. Fuente: Elaboración propia.....	32
Figura 17. Liquidez por barrio en 2024. Fuente: Elaboración propia.....	33

Figura 18. Calidad urbana por barrio en 2024. Fuente: Elaboración propia.....	34
Figura 19. Correlación entre variables del subíndice Coste de Financiación. Fuente: Elaboración propia	36
Figura 20. Regresión OLS entre la variación anual del precio de Recoletos y la variación anual del precio de Madrid · 2002–2025. Fuente: Elaboración propia.	37
Figura 21. Correlación entre variables del subíndice Riesgo inmobiliario. Fuente: Elaboración propia	38
Figura 22. Correlación entre dimensiones. Fuente: Elaboración propia.....	39
Figura 23. Pesos finales obtenidos mediante AHP. Fuente: Elaboración propia.....	43
Figura 24. Mapa Indicador por barrio en 2024. Fuente: Elaboración propia	47
Figura 25. Ranking de barrios en 2024. Fuente: Elaboración propia	48
Figura 26. Dendograma clustering jerárquico. Fuente: Elaboración propia.....	49
Figura 27. Método del codo y Coeficiente de silhouette. Fuente: Elaboración propia.....	50
Figura 28. Mapa resultados agrupación clustering. Fuente: Elaboración propia.....	50
Figura 29. Perfil de cada cluster. Fuente: Elaboración propia.....	51
Figura 30. Comparativa del valor medio por dimensión y cluster. Fuente: elaboración propia	52
Figura 31. Perfil dimensional de los 10 barrios con mayor valor del indicador en 2024. Fuente: Elaboración propia	53
Figura 32. Perfil dimensional de los 5 barrios con mayor valor del indicador en 2024. Fuente: Elaboración propia	54
Figura 33. Perfil dimensional de los 10 barrios con menor valor del indicador en 2024. Fuente: Elaboración propia	55
Figura 34. Perfil dimensional de los 5 barrios con menor valor del indicador en 2024. Fuente: Elaboración propia	56
Figura 35. Valor medio del indicador por distrito en 2024. Fuente: Elaboración propia	57

Índice de tablas

Tabla 1. Variables seleccionadas	16
Tabla 2. Escala de comparación pareada. (Saaty, 1990).....	41
Tabla 3. Matriz de comparaciones pareadas AHP para las dimensiones del indicador.....	42
Tabla 4. Pesos finales obtenidos mediante AHP	43

Capítulo 1. INTRODUCCIÓN

1.1 CONTEXTO DEL MERCADO INMOBILIARIO EN MADRID

El mercado inmobiliario de la ciudad de Madrid ha vivido una transformación profunda en los últimos diez años, convirtiéndose en un motor de crecimiento económico en España y en un punto clave para la inversión extranjera. Sin embargo, este gran impulso económico ha creado un ecosistema muy complejo. Madrid no se puede entender como un mercado único, sino como un conjunto variado de 131 barrios con comportamientos y dinámicas muy diferentes entre sí.

Desde el periodo de recuperación post-pandemia entre 2020 y 2024, hemos sido testigos de un crecimiento sostenido en los precios de compra y, de forma más agresiva, en las rentas de alquiler. Este fenómeno está impulsado por una demanda estructural insatisfecha, la escasez de obra nueva y el auge de nuevas formas de explotación de la vivienda. En este escenario, la rentabilidad bruta, métrica tradicionalmente utilizada por los agentes del sector, se ha quedado obsoleta. Un inversor contemporáneo en Madrid ya no solo busca un porcentaje de retorno, sino que debe navegar entre la presión regulatoria, la gentrificación de los barrios periféricos y la volatilidad de un mercado que muestra señales de tensión en su accesibilidad.

1.2 MOTIVACIÓN Y OBJETIVOS

La motivación de este trabajo nace de la falta de visión holística, una carencia detectada en el análisis inmobiliario convencional. La mayoría de los índices públicos se limitan a ofrecer precios medios por metro cuadrado, ignorando variables críticas como la liquidez del activo, el riesgo asociado a la zona o la calidad de las infraestructuras urbanas que garantizan el valor a largo plazo.

Por tanto, este TFG se propone como respuesta a la necesidad de profesionalizar la toma de decisiones en el sector residencial madrileño. La pregunta de investigación no es cuánto rinde un barrio, sino cuál es su rendimiento real ajustado al riesgo y a su entorno urbano.

El presente trabajo tiene como objetivo principal construir un indicador compuesto que permita medir y comparar el atractivo inversor del mercado residencial entre los 131 barrios del municipio de Madrid, seis dimensiones: rentabilidad, revalorización del precio, liquidez, calidad urbana, condiciones de financiación y riesgo inmobiliario.

Para alcanzar este objetivo principal, se plantean los siguientes objetivos específicos:

- Identificar, seleccionar y recopilar las variables más relevantes para medir el atractivo inversor del mercado residencial madrileño a escala de barrio, a partir de fuentes de datos oficiales.
- Aplicar técnicas de normalización estadística para homogeneizar variables medidas en unidades heterogéneas, permitiendo su agregación en un único indicador sintético.
- Analizar las correlaciones entre las dimensiones del indicador para garantizar que cada una aporta información genuinamente diferenciada y no redundante.
- Determinar los pesos de cada dimensión mediante el Proceso de Análisis Jerárquico (AHP), fundamentando las comparaciones pareadas en la literatura financiera inmobiliaria.
- Obtener un ranking de los 131 barrios de Madrid según su valor del indicador e identificar los patrones geográficos y dimensionales que explican las posiciones extremas del ranking.

1.3 METODOLOGÍA UTILIZADA

Para la consecución de los objetivos planteados, se ha adoptado un enfoque cuantitativo y multidimensional basado en la metodología de construcción de indicadores compuestos propuesta por la OCDE y el Joint Research Centre de la Comisión Europea (OECD, 2008). Todas las variables utilizadas proceden del Portal de Datos Abiertos del Ayuntamiento de Madrid (*Ayuntamiento de Madrid | Banco de datos de Madrid, s. f.*), garantizando la fiabilidad y el carácter oficial de las fuentes.

El proceso metodológico se estructura en las siguientes fases:

1. Recopilación y limpieza de datos: selección de las variables más relevantes para medir el atractivo inversor a escala de barrio, tratamiento de valores faltantes mediante interpolación lineal e imputación por valor de distrito.
2. Cálculo de subindicadores: construcción de las dimensiones del indicador a partir de las variables seleccionadas, incluyendo el cálculo de la rentabilidad bruta y neta, la variación anual del precio, la liquidez relativa del mercado, el riesgo inmobiliario

mediante beta y coeficiente de variación, el coste de financiación y el índice de calidad urbana del distrito.

3. Normalización: transformación de todas las variables a una escala común [0,1] mediante la técnica min-max, con normalización invertida para las variables en las que un valor mayor implica un peor resultado para el inversor.
4. Análisis de correlaciones: verificación de que las variables que forman cada subindicador aportan información complementaria y no redundante, y análisis de correlaciones entre las dimensiones finales para detectar posibles solapamientos.
5. Ponderación: asignación de pesos a cada dimensión a través del Proceso de Análisis Jerárquico, con comparaciones pareadas fundamentadas en la literatura financiera inmobiliaria.
6. Agregación y análisis de resultados: cálculo del indicador final mediante media aritmética ponderada y análisis de los resultados a escala de barrio y distrito.

Capítulo 2. MARCO TEÓRICO

2.1 LA INVERSIÓN INMOBILIARIA COMO ACTIVO FINANCIERO

La vivienda ocupa una posición singular en la economía, al tener una doble vertiente, constituye simultáneamente un bien de consumo duradero; que satisface la demanda de uso o alojamiento; y un activo de inversión susceptible de generar rendimientos (Taltavull de La Paz, 1996). Esta dualidad ha sido ampliamente reconocida y confiere al mercado inmobiliario características que lo diferencian de otros mercados, ya que la demanda y los precios están condicionados al mismo tiempo por los factores de consumo de las familias y por las variables propias de los mercados de activos e inversión.

Para entender la vivienda como un activo financiero, debemos analizar sus características principales:

- **Tangibilidad y valor de uso:** A diferencia de una acción de una empresa, el inmueble es un bien físico que tiene un valor intrínseco por el servicio que presta.
- **Iliquidez y costes de transacción:** Es una de las barreras más importantes. No se puede vender una habitación de un piso en un clic; el proceso de venta es lento y conlleva gastos elevados en impuestos y notarías.
- **Heterogeneidad:** A diferencia de los activos financieros estandarizados, cada inmueble es único en cuanto a localización, superficie, estado de conservación y entorno urbano. Esta característica hace que el análisis inmobiliario deba trabajar necesariamente con agregaciones territoriales que permitan capturar las condiciones medias del mercado en una zona homogénea, asumiendo que los inmuebles de una misma zona comparten suficientes características como para ser tratados de forma conjunta.

Desde el punto de vista financiero, la vivienda ha demostrado históricamente ser un activo con capacidad de preservar el valor frente a la inflación y de generar flujos de caja recurrentes mediante el arrendamiento.

Desde la teoría de carteras de Markowitz, se ha establecido el principio de la diversificación para minimizar la varianza y, con ello, el riesgo ante un nivel dado de rentabilidad esperada, sugiriéndose explícitamente la inclusión de agregados como bonos, acciones y bienes inmuebles en los análisis de inversión (Markowitz, 1952).

La vivienda como activo financiero requiere un marco analítico propio, que incorpore tanto los fundamentos del análisis financiero clásico como las especificidades del mercado inmobiliario. Es precisamente en este marco donde se inscribe el presente trabajo, que busca construir un indicador capaz de capturar de forma multidimensional el atractivo inversor de la vivienda a escala de barrio en la ciudad de Madrid.

2.2 FACTORES QUE DETERMINAN LA RENTABILIDAD INMOBILIARIA

La rentabilidad de una inversión inmobiliaria no es un concepto unidimensional. A diferencia de un bono, cuyo rendimiento queda determinado por el cupón y el precio de adquisición, la rentabilidad inmobiliaria surge de la interacción de múltiples factores que actúan en diferentes escalas temporales y espaciales.

El primer bloque de factores es el de la rentabilidad directa, que comprende dos componentes. Por un lado, el rendimiento por arrendamiento, que mide el retorno corriente que genera el inmueble a través de las rentas percibidas. Por otro, la ganancia de capital derivada de la apreciación del precio del activo a lo largo del tiempo, cuyo carácter especulativo depende fuertemente de las expectativas del mercado y de los inversores. (Taltavull de La Paz, 1996). La literatura económica ha documentado las ineficiencias e inercias de los precios de la vivienda (Case & Shiller, 1988), así como su elevada volatilidad y su tendencia a generar burbujas especulativas en las que se sobrepasan los fundamentos de largo plazo durante las fases expansivas, impulsados por el entusiasmo más que por el valor real del activo (García-Montalvo, 2007).

El segundo bloque agrupa los factores de riesgo. En el caso inmobiliario, el riesgo se manifiesta en la volatilidad de los precios a lo largo del tiempo. Estrechamente vinculada al riesgo se encuentra la liquidez, que hace referencia a la facilidad y el tiempo requerido para que un activo pueda ser comprado o vendido en el mercado. Un barrio o zona con alta rotación de transacciones refleja un mercado dinámico, lo que ofrece mayor flexibilidad al inversor para deshacer su posición rápidamente, reduciendo el riesgo de iliquidez y aumentando el atractivo del activo (Clayton et al., 2008)

El tercer bloque recoge los factores del entorno urbano. La demanda inmobiliaria está condicionada por atributos cualitativos de la localización que van más allá de las variables financieras. Factores espaciales como la accesibilidad, las condiciones del vecindario, la

cercanía al empleo, zonas de compra, ocio y zonas verdes, así como la exposición a externalidades como el ruido o el tráfico, son ampliamente reconocidos como determinantes del precio hedónico de la vivienda (Taltavull de La Paz, 1996). Este enfoque se sustenta en la teoría económica que establece que los bienes diferenciados se valoran por los atributos concretos que componen el producto y aportan utilidad al consumidor (Rosen, 1974).

Por último, los factores financieros condicionan el coste de acceso a la inversión. Dado que la gran mayoría de las inversiones inmobiliarias se realizan con apalancamiento, el nivel de los tipos de interés y las condiciones hipotecarias determinan directamente la rentabilidad neta final del inversor. En un contexto como el experimentado en Europa entre 2022 y 2023, donde el BCE llevó a cabo una subida acelerada de tipos de interés para combatir la inflación, el encarecimiento de la financiación comprimió los márgenes de rentabilidad y redujo la demanda inversora.

2.3 INDICADORES COMPUESTOS

Un indicador compuesto se define como una medida que integra y resume diversos indicadores individuales con el propósito de representar conceptos complejos en un formato simplificado (Nardo et al., 2005). La utilidad principal de estos instrumentos radica en su capacidad para resumir realidades multidimensionales en un único valor, facilitando la comparación entre distintas unidades de análisis y simplificando la interpretación de fenómenos heterogéneos para la toma de decisiones.

La validez científica de este proceso se apoya en el marco establecido por la OECD en su guía metodológica de referencia *Handbook on Constructing Composite Indicators* (OECD, 2008). Este manual plantea que la construcción de un índice requiere un proceso que garantice la coherencia del resultado final. Este proceso comienza con la selección de variables analíticamente relevantes y con suficiente cobertura de datos. Posteriormente, dado que estos indicadores suelen estar expresados en unidades de medida muy distintas, resulta imprescindible aplicar técnicas de normalización que trasladen todos los valores a una escala común y comparable. Una vez normalizados los datos, el proceso continúa con la asignación de pesos que reflejen la importancia de cada variable y su posterior agregación en una fórmula final.

La aplicación de estos indicadores es transversal a múltiples disciplinas. Se emplean habitualmente para medir conceptos como el desarrollo humano, la competitividad económica o la sostenibilidad ambiental. Su mayor ventaja es que ofrecen una visión de conjunto que permite jerarquizar resultados y detectar áreas de mejora de manera eficiente.

Capítulo 3. EXTRACCIÓN DE DATOS

3.1 ESTRUCTURA URBANA DE MADRID

El municipio de Madrid se organiza administrativamente en 21 distritos y 131 barrios, una estructura territorial que constituye la unidad de análisis de referencia en este trabajo. Esta división fue establecida formalmente mediante el Reglamento de Organización y Funcionamiento del Ayuntamiento de Madrid y ha experimentado modificaciones menores a lo largo del tiempo.

Los 21 distritos presentan perfiles socioeconómicos, demográficos y urbanos muy heterogéneos entre sí. El distrito de Salamanca concentra algunos de los precios de vivienda más elevados de la ciudad, mientras que distritos periféricos como Vicálvaro, Villa de Vallecas o Villaverde albergan los mercados residenciales más asequibles. Esta disparidad no se produce únicamente entre distritos, sino también dentro de ellos: barrios contiguos pertenecientes al mismo distrito pueden presentar diferencias sustanciales en sus dinámicas de precio, demanda y perfil de población, lo que refuerza la pertinencia de trabajar a la escala más granular posible, es decir, a nivel de barrio.

Desde el punto de vista geográfico, Madrid ocupa una superficie de aproximadamente 604 km², con una población que supera los 3,4 millones de habitantes según el Padrón Municipal de 2024. La distribución espacial de los 131 barrios no es homogénea: los distritos centrales concentran barrios de menor extensión superficial pero mayor densidad y actividad, mientras que los distritos periféricos presentan barrios de mayor tamaño con una urbanización más reciente o incompleta.

La elección de los barrios como unidad de análisis, responde a un criterio de equilibrio entre granularidad y disponibilidad de datos. Por un lado, trabajar a nivel de sección censal permitiría un análisis más fino, pero la disponibilidad de series temporales completas es considerablemente menor a esa escala. Por otro, agregar la información a nivel de distrito implicaría perder heterogeneidad interna relevante. El barrio ofrece, por tanto, la escala de análisis más adecuada para los objetivos de este trabajo.

En la Figura 1 podemos observar un mapa con la distribución de los barrios de la ciudad de Madrid.

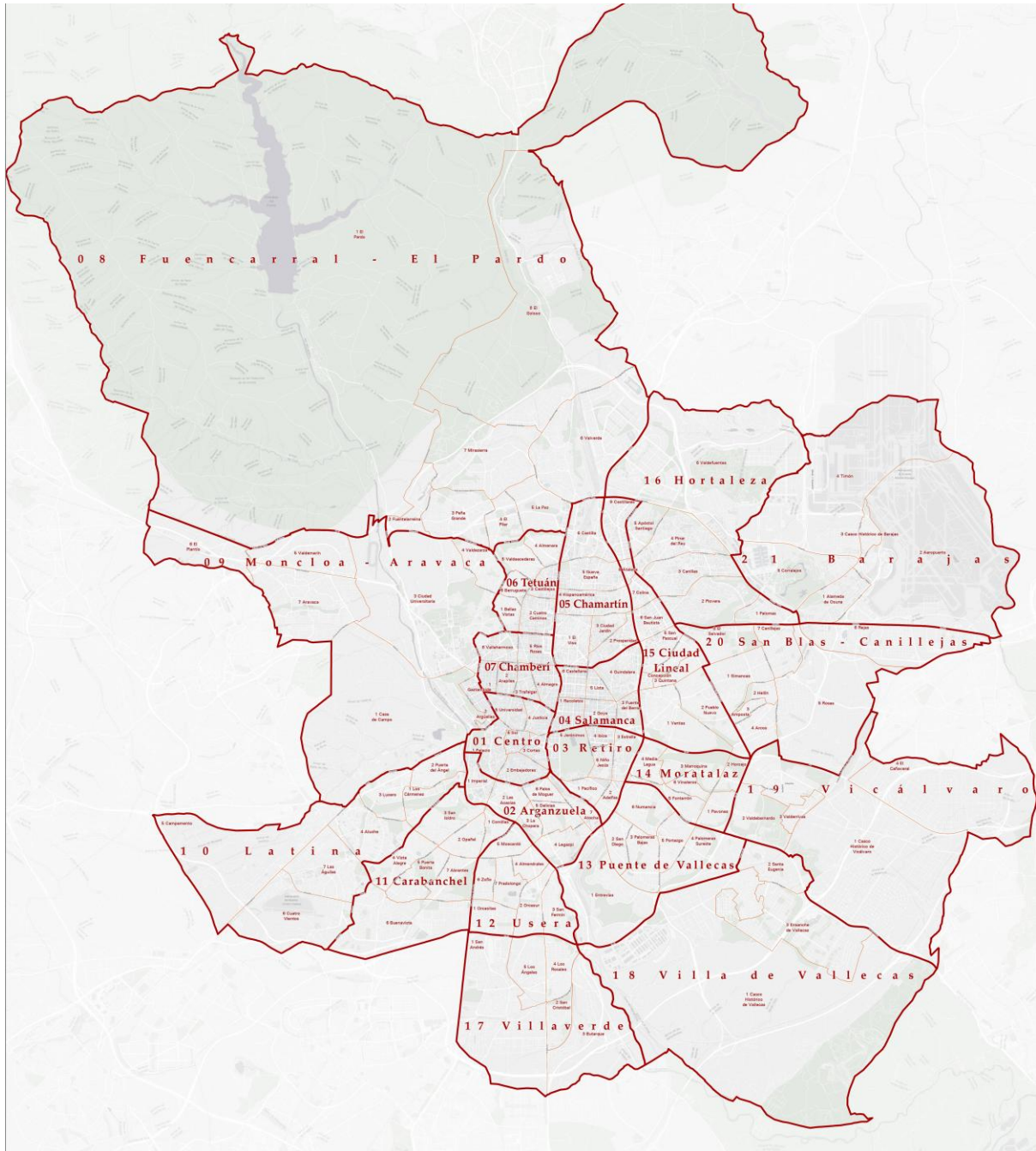


Figura 1. Mapa barrios ciudad de Madrid

3.2 SELECCIÓN DE VARIABLES

La construcción de un indicador compuesto de rentabilidad inmobiliaria exige seleccionar variables que sean, simultáneamente, representativas de las dimensiones teóricas identificadas en el capítulo anterior, disponibles con suficiente cobertura temporal y territorial, y procedentes de fuentes oficiales que garanticen su fiabilidad. En este trabajo, todas las variables utilizadas

han sido obtenidas del Portal de Datos Abiertos del Ayuntamiento de Madrid (*Ayuntamiento de Madrid | Banco de datos de Madrid, s. f.*), lo que asegura tanto la trazabilidad de los datos como su actualización periódica.

La Tabla 1 recoge el conjunto de variables seleccionadas, junto con su unidad de medida, y cobertura temporal y territorial.

<i>Variable</i>	<i>Unidad</i>	<i>Cobertura temporal</i>	<i>Nivel territorial</i>
Precio de vivienda	€/m ²	2001–2025	Distrito y barrio
Precio de alquiler	€/m ²	2009–2025	Distrito y barrio
Valor catastral medio (uso residencial)	€/m ²	2020–2024	Distrito y barrio
Transacciones de vivienda	Nº operaciones	2016–2024	Distrito y barrio
Inmuebles urbanos residenciales	Nº inmuebles	2020–2024	Distrito y barrio
Tipo de interés medio hipotecario	%	2007–2024	Distrito y barrio
Cuota hipotecaria mensual media a 20 años	€/mes	2007–2024	Distrito y barrio
Satisfacción con espacios verdes	Índice 0–10	2024	Distrito
Satisfacción con centros culturales	Índice 0–10	2024	Distrito
Satisfacción con parques infantiles	Índice 0–10	2024	Distrito
Satisfacción con fiestas y eventos	Índice 0–10	2024	Distrito
Satisfacción con instalaciones deportivas	Índice 0–10	2024	Distrito
Satisfacción con servicios sociales	Índice 0–10	2024	Distrito
Percepción de seguridad (día)	Índice 0–10	2024	Distrito
Percepción de seguridad (noche)	Índice 0–10	2024	Distrito

Tabla 1. Variables seleccionadas

Las siete primeras variables tienen cobertura a nivel de barrio y disponen de series temporales, las ocho variables restantes están disponibles únicamente a nivel de distrito, por lo que en la versión actual del indicador se asigna a todos los barrios de un mismo distrito el valor correspondiente a su distrito.

En cuanto al criterio de selección, cada variable aporta información sobre una de las dimensiones de rentabilidad identificadas en el marco teórico. El precio de compra y el precio de alquiler permiten calcular directamente la rentabilidad. La variación del precio a lo largo del tiempo captura la ganancia de capital. El número de transacciones nos da una idea de la liquidez del mercado en cada barrio. La desviación típica de los precios a lo largo del tiempo se usará para calcular el riesgo. El tipo de interés y la cuota hipotecaria recogen el coste de financiación. Finalmente, las variables de satisfacción y seguridad aportan información sobre el atractivo del barrio.

3.2.1 IMPUTACIÓN DE DATOS FALTANTES

La disponibilidad de datos en series temporales territorialmente desagregadas raramente es perfecta. En la práctica, es habitual encontrar valores ausentes motivados por cambios en la metodología de recogida de datos, fusiones o divisiones de unidades administrativas, o simplemente por la ausencia de actividad registrada en determinados barrios. La gestión adecuada de estos valores faltantes es una etapa crítica del proceso de construcción del indicador, ya que una imputación inadecuada puede introducir sesgos sistemáticos en los resultados (OECD, 2008).

En este trabajo se han aplicado dos estrategias de imputación en función de la naturaleza de cada variable y del patrón de valores ausentes observado.

Interpolación lineal. Para las variables con series temporales continuas y valores faltantes puntuales e interiores, es decir, ausencias entre dos observaciones conocidas, se ha utilizado la interpolación lineal. Este método estima el valor faltante como una función lineal de los valores observados más próximos en el tiempo, asumiendo que la variable evoluciona de forma gradual entre dos puntos conocidos. Su aplicación es especialmente adecuada para variables como el precio de la vivienda o el precio del alquiler, cuya dinámica temporal es generalmente suave y sin saltos bruscos estructurales.

Formalmente, dado un valor faltante en el año t entre dos observaciones conocidas en t_1 y t_2 , el valor imputado se calcula como se indica en la ecuación (1

$$\hat{x}_t = x_{t_1} + \frac{(t-t_1)}{(t_2-t_1)} \cdot (x_{t_2} - x_{t_1}) \quad (1)$$

Imputación por el valor del distrito. Para los casos en que un barrio presenta ausencias en los extremos de la serie, donde la interpolación no es aplicable por no disponer de observaciones en ambos lados, o ausencias prolongadas en una variable determinada, se ha imputado el valor correspondiente al distrito al que pertenece el barrio que tiene el dato faltante. Este enfoque aprovecha la proximidad geográfica para proporcionar una estimación razonable, y está en línea con los procedimientos recomendados por la OCDE para la construcción de indicadores compuestos (OECD, 2008).

3.2.2 ANÁLISIS DE VARIABLES SELECCIONADAS

El presente apartado recoge el análisis descriptivo de cada una de las variables seleccionadas para la construcción del indicador. Para cada variable se examina, en primer lugar, su evolución temporal a nivel de distrito y, en segundo lugar, su distribución geográfica por barrio para el año 2024. El objetivo es identificar patrones espaciales y tendencias temporales que sirvan de base para la interpretación posterior de los resultados del indicador compuesto.

Variable 1. Precio de compra de la vivienda

El la Figura 2 se puede ver la evolución del ciclo inmobiliario completo de Madrid entre 2001 y 2025. Todos los distritos siguen una trayectoria común: una fase de crecimiento sostenido que alcanza su pico en torno a 2007, seguida de un decrecimiento hasta el mínimo de 2014, y una recuperación progresiva que se acelera notablemente a partir de 2021. Destaca especialmente el comportamiento del distrito de Salamanca, cuyo precio en 2025 supera los 9.500 €/m², mientras que distritos del sur como Villaverde y Villa de Vallecas mantienen una brecha respecto a la media de la ciudad.

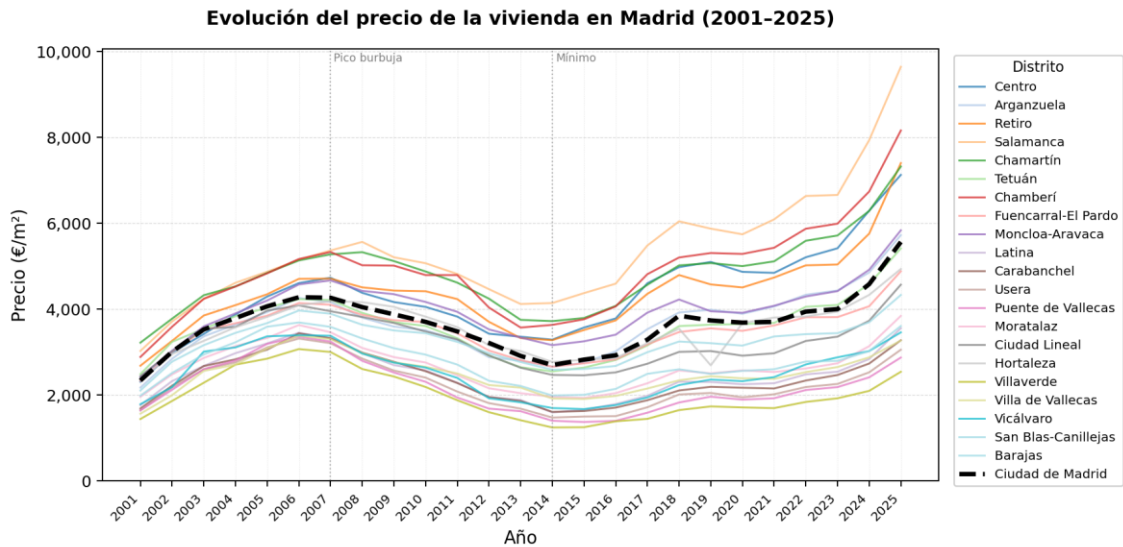


Figura 2. Evolución del precio de la vivienda. Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del Portal de Datos Abiertos del Ayuntamiento de Madrid.

El mapa en la Figura 3 revela una clara dualidad norte-centro frente a sur en el mercado residencial madrileño en 2024. Los barrios con precios más elevados se concentran en el eje Salamanca-Chamberí-Chamartín, donde Recoletos lidera con 10.254 €/m. En el extremo opuesto, los barrios del sur registran precios por debajo de los 2.100 €/m², lo que supone una ratio de más de 7 a 1 entre el barrio más caro y el más barato, evidenciando la elevada heterogeneidad espacial del mercado madrileño.

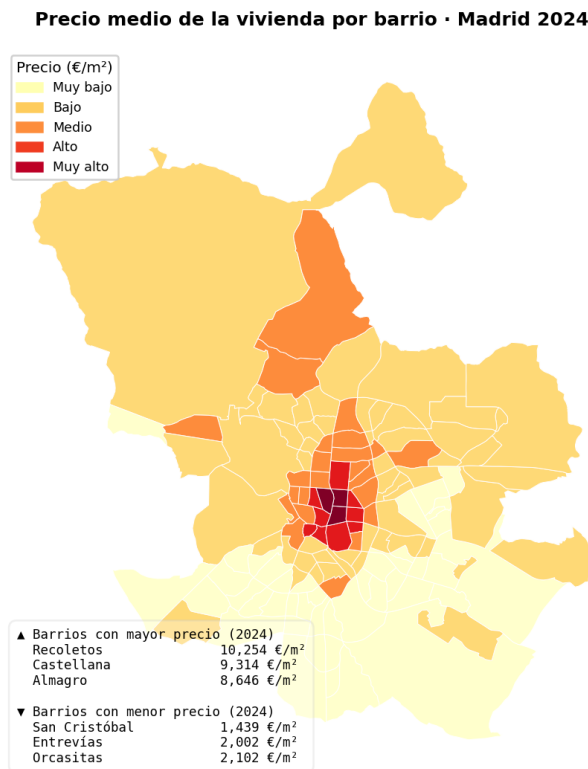


Figura 3. Precio de la vivienda por barrio en 2024. Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del Portal de Datos Abiertos del Ayuntamiento de Madrid.

Variable 2. Precio de alquiler de la vivienda

Tal y como puede verse en Figura 4, el precio del alquiler se ha mantenido relativamente estable hasta 2015 para después crecer de forma ininterrumpida. El impacto del COVID-19 supuso una leve corrección en 2020-2021, pero la tendencia alcista se retomó con mayor intensidad, situando la media de la ciudad en torno a los 22 €/m² en 2025, prácticamente el doble que una década antes.

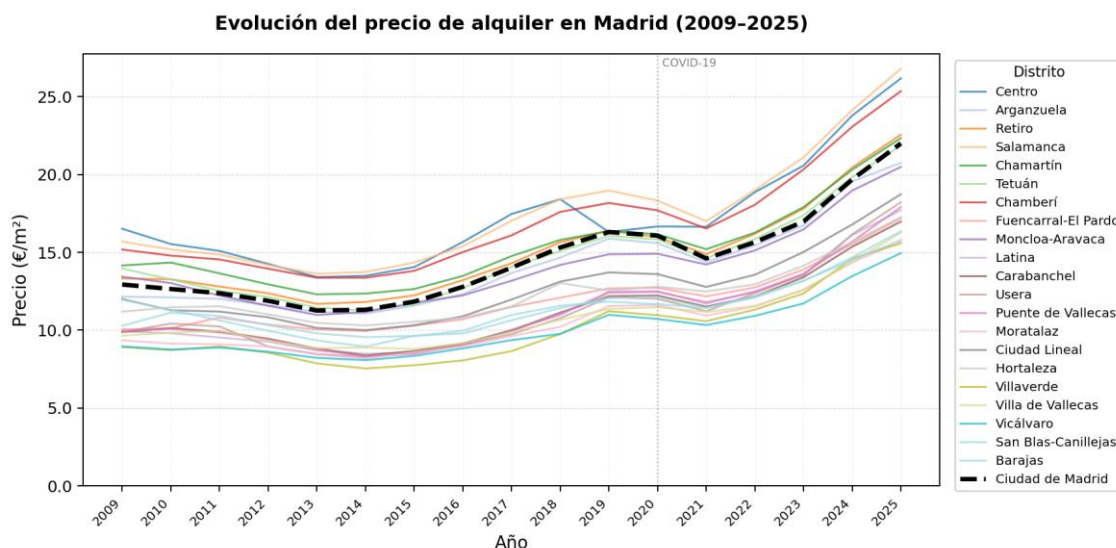


Figura 4. Evolución del precio del alquiler. Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del Portal de Datos Abiertos del Ayuntamiento de Madrid

En el mapa de la Figura 5, podemos ver que el patrón espacial del alquiler replica la estructura observada en el precio de compra: máximos en el centro-norte y mínimos en la periferia sur y este, donde Valderribas y Rosas no alcanzan los 13 €/m². La proporción entre el barrio más caro y el más barato es de aproximadamente 2 a 1, sensiblemente menor que en el precio de compra, lo que sugiere que el mercado del alquiler presenta una distribución espacial algo más homogénea.

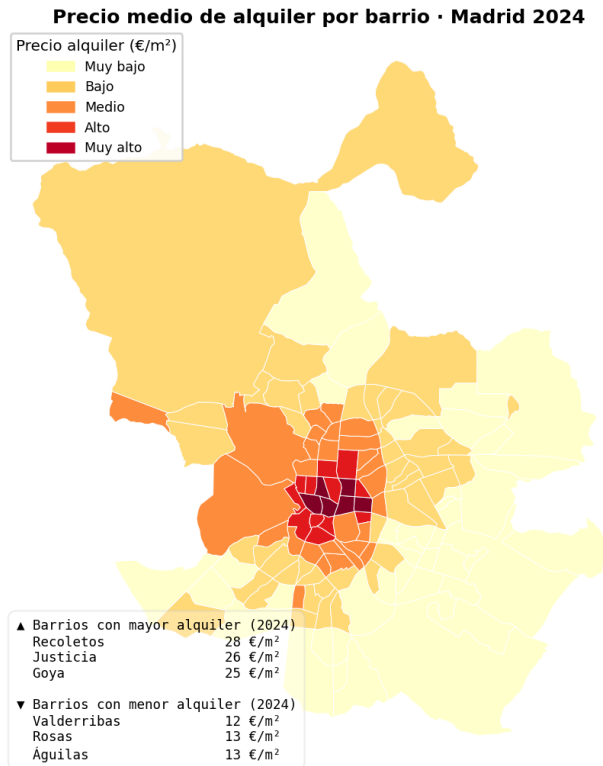


Figura 5. Precio de alquiler por barrio en 2024. Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del Portal de Datos Abiertos del Ayuntamiento de Madrid

Variable 3. Valor catastral medio de uso residencial

El valor catastral es un valor administrativo asignado por el Catastro a cada inmueble a efectos fiscales, sirve de base para el cálculo del IBI, entre otros impuestos, y se determina a partir de criterios objetivos como la localización, la superficie y la antigüedad del inmueble. A diferencia del precio de mercado, no refleja la oferta y la demanda, sino una valoración normativa que tiende a actualizarse con menor frecuencia.

Podemos ver en la Figura 6 que el valor catastral presenta una distribución espacial muy similar a la del precio de mercado, con los valores más elevados concentrados en el centro histórico y el eje norte, Los Jerónimos lidera con 2.186 €/m², seguido de Recoletos y El Viso, mientras que los barrios del sur registran los mínimos, con San Cristóbal en 409 €/m². Cabe destacar, sin embargo, que el valor catastral está sistemáticamente por debajo del precio de mercado en todos los barrios.

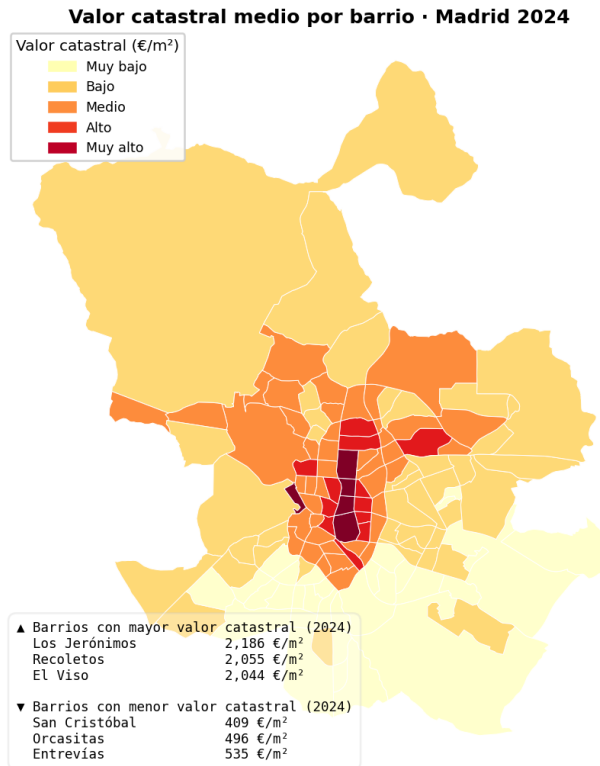


Figura 6. Valor Catastral por barrio en 2024. Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del Portal de Datos Abiertos del Ayuntamiento de Madrid

Variable 4. Número de transacciones de vivienda

En la Figura 7 vemos cómo el volumen de transacciones refleja los ciclos del mercado inmobiliario, tras el desplome brusco de 2008-2009, el mercado se mantuvo deprimido hasta 2014 para recuperarse progresivamente hasta un nuevo pico en 2017-2018. El COVID-19 provocó una caída generalizada en 2020, seguida de una fuerte recuperación en 2021-2022.

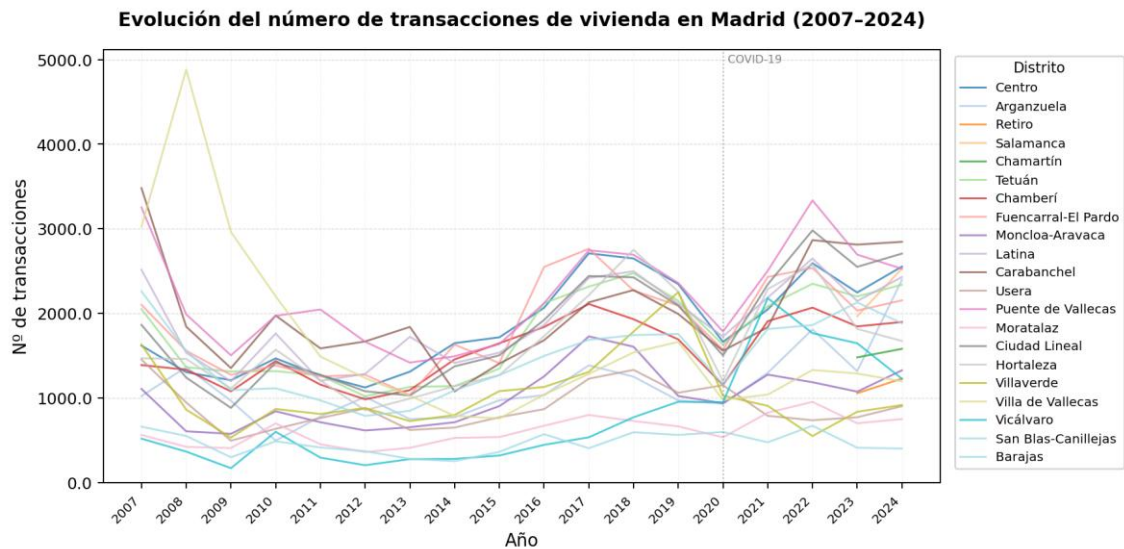


Figura 7. Evolución del número de transacciones de vivienda. Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del Portal de Datos Abiertos del Ayuntamiento de Madrid

A diferencia de las variables de precio, el mapa de transacciones de la Figura 8 no muestra un patrón centro-periferia claro, los barrios con más actividad se distribuyen tanto en el centro como en la periferia. Los mínimos corresponden a barrios de pequeño tamaño o uso no predominantemente residencial, como Horcajo, Aeropuerto y Atalaya, con menos de 25 transacciones anuales.

Número de transacciones de vivienda por barrio · Madrid 2024

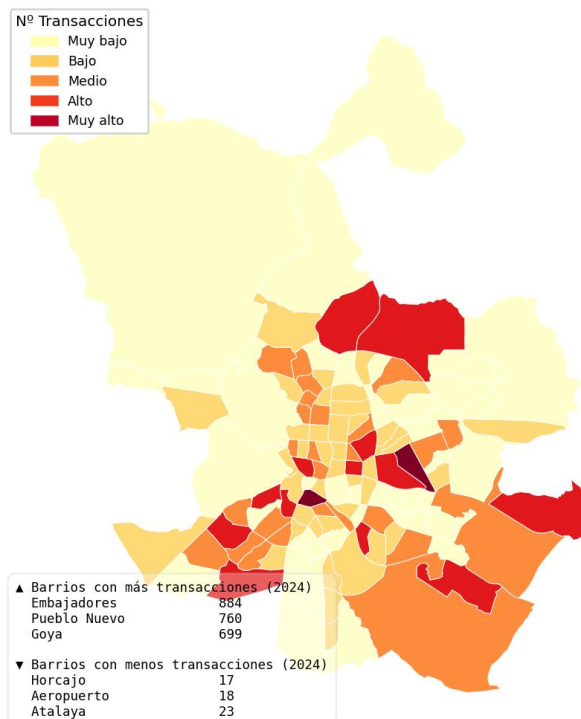


Figura 8. Número de transacciones por barrio en 2024. Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del Portal de Datos Abiertos del Ayuntamiento de Madrid

Variable 5. Número de inmuebles urbanos residenciales

El número de inmuebles residenciales responde fundamentalmente al tamaño y densidad edificatoria de cada barrio, sin seguir un patrón claro, como se observa en la Figura 9. Los barrios con mayor parque residencial son Aluche con 30.415 inmuebles, Valdefuentes con 28.830 y Pueblo Nuevo con 27.791, todos ellos barrios de tamaño medio-grande con predominio de edificación en altura. En el extremo opuesto, Aeropuerto, Atalaya y El Plantío registran menos de 1.200 inmuebles.

Número de inmuebles urbanos residenciales por barrio · Madrid 2024

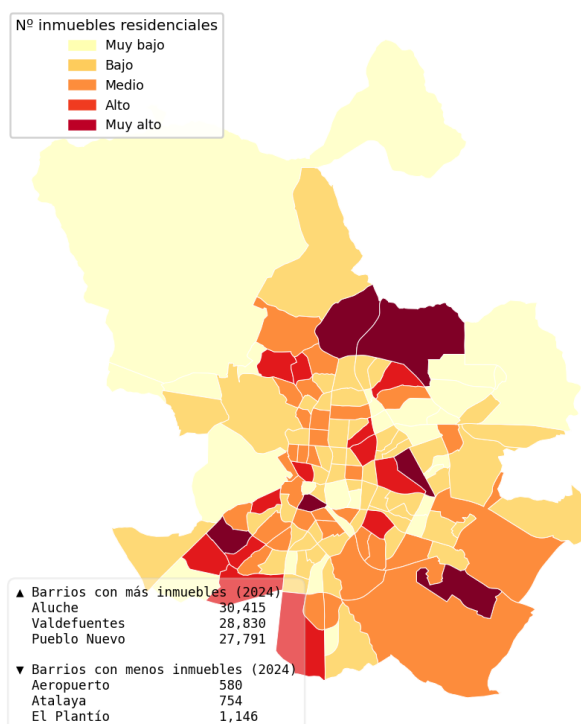


Figura 9. Número de inmuebles urbanos residenciales por barrio en 2024. Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del Portal de Datos Abiertos del Ayuntamiento de Madrid

Variable 6. Tipo de interés medio hipotecario

En la Figura 10, vemos que el tipo de interés muestra una tendencia que pasa de niveles en torno al 5% en 2007-2008 hasta mínimos cercanos al 1,6% en 2021, en un contexto de política monetaria expansiva del BCE. A partir de 2022 se observa una ligera recuperación al alza en todos los distritos, aunque las líneas se mantienen muy agrupadas, lo que indica que las diferencias entre distritos son pequeñas y que esta variable responde principalmente a factores macroeconómicos comunes.

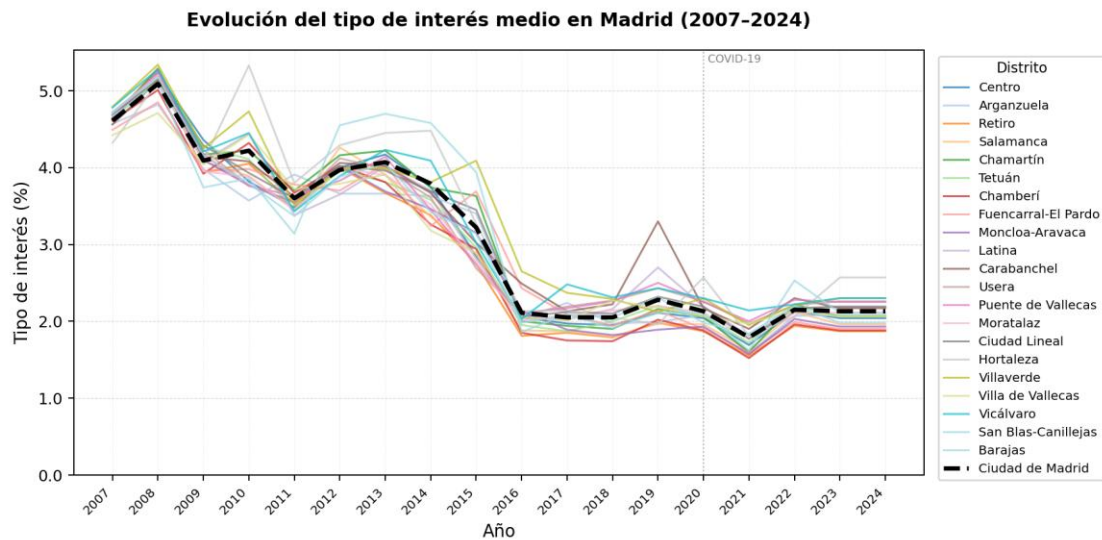


Figura 10. Evolución del tipo de interés. Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del Portal de Datos Abiertos del Ayuntamiento de Madrid

El mapa en la Figura 11 refleja una dispersión geográfica sin un patrón territorial claro, lo que refuerza la idea de que el tipo de interés está más determinado por el perfil financiero del comprador que por la localización del inmueble. Los valores oscilan entre el 1,60% de Niño Jesús y el 3,34% de Pinar del Rey, una diferencia moderada que podría estar relacionada con el mayor acceso a financiación favorable en barrios de renta alta.

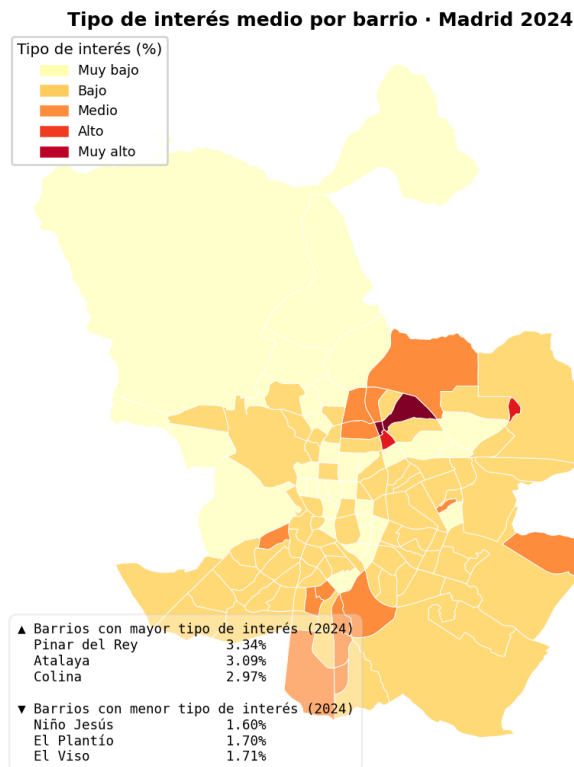


Figura 11. Tipo de interés medio por barrio en 2024. Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del Portal de Datos Abiertos del Ayuntamiento de Madrid

Variable 7. Cuota hipotecaria mensual media a 20 años

La cuota hipotecaria combina el efecto del precio de la vivienda y del tipo de interés, por lo que su evolución refleja ambas dinámicas simultáneamente, tal y como se observa en la Figura 12. Tras el pico de 2007-2008, las cuotas cayeron con fuerza hasta 2016 de la mano de la bajada de tipos, y desde entonces han repuntado progresivamente conforme los precios de compra han seguido subiendo. Los distritos de Retiro y Salamanca mantienen cuotas sistemáticamente superiores al resto a lo largo de todo el período.

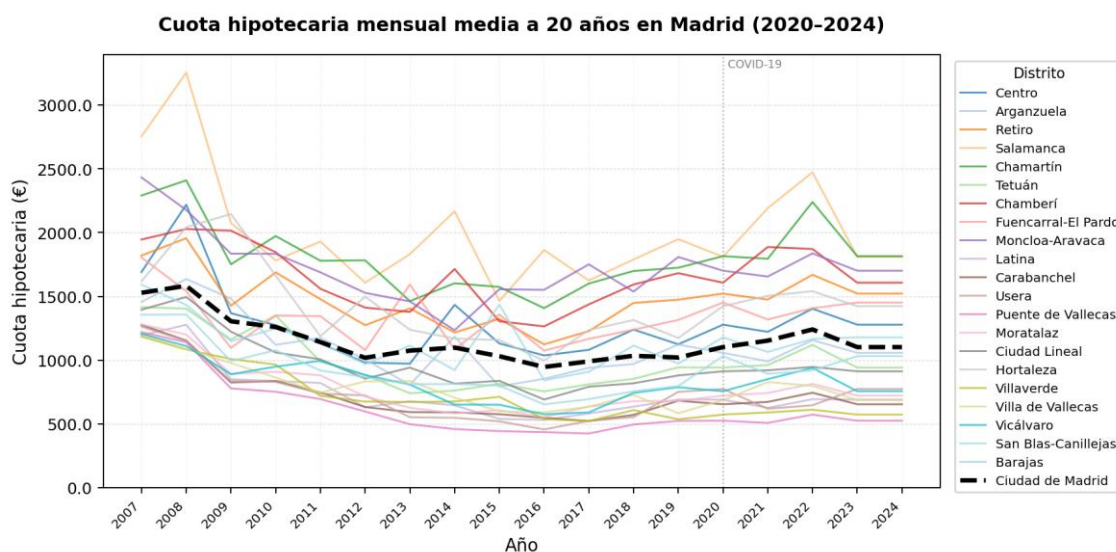


Figura 12. Evolución de cuota hipotecaria mensual a 20 años. Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del Portal de Datos Abiertos del Ayuntamiento de Madrid

El mapa de la Figura 13 muestra una concentración de las cuotas más elevadas en el centro histórico y el norte de la ciudad, Piovera lidera con 3.729 €/mes, seguido de El Viso con 3.479 € y Sol con 3.442 €, mientras que los barrios del sur presentan las cuotas más bajas, con San Cristóbal en apenas 419 €/mes. Esta variable sintetiza el esfuerzo financiero mensual que requiere la compra de una vivienda en cada barrio y resulta clave para evaluar el coste de acceso a la inversión.

Cuota hipotecaria mensual media a 20 años por barrio · Madrid 2024

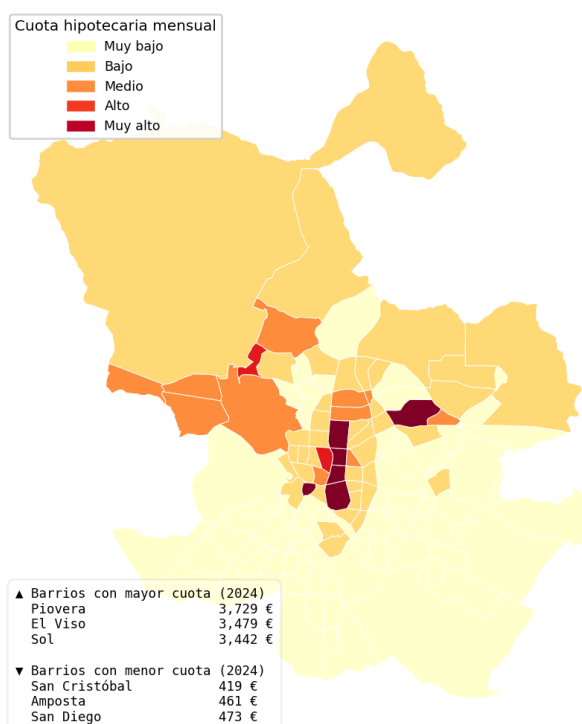


Figura 13. Cuota hipotecaria mensual a 20 años por barrio en 2024. Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del Portal de Datos Abiertos del Ayuntamiento de Madrid

Variables de satisfacción ciudadana y percepción de seguridad

Estas variables se han analizado conjuntamente, por lo que se presentan aquí como un bloque temático en lugar de individualmente.

En la Figura 14, podemos ver que las puntuaciones de estas variables se mueven en un rango relativamente estrecho, entre 5,0 y 8,6, lo que indica una valoración globalmente positiva de los servicios municipales en toda la ciudad. La variable con mayor dispersión entre distritos es la seguridad nocturna, donde Chamberí lidera con 7,6 frente a Villaverde y Puente de Vallecas que tienen una puntuación en torno a 5. Por el contrario, los servicios sociales presentan las puntuaciones más bajas de forma generalizada, siendo la dimensión peor valorada en prácticamente todos los distritos. Los distritos de Moncloa-Aravaca, Salamanca y Chamberí lideran el ranking global, mientras que Puente de Vallecas, Villaverde y Usera ocupan las últimas posiciones.

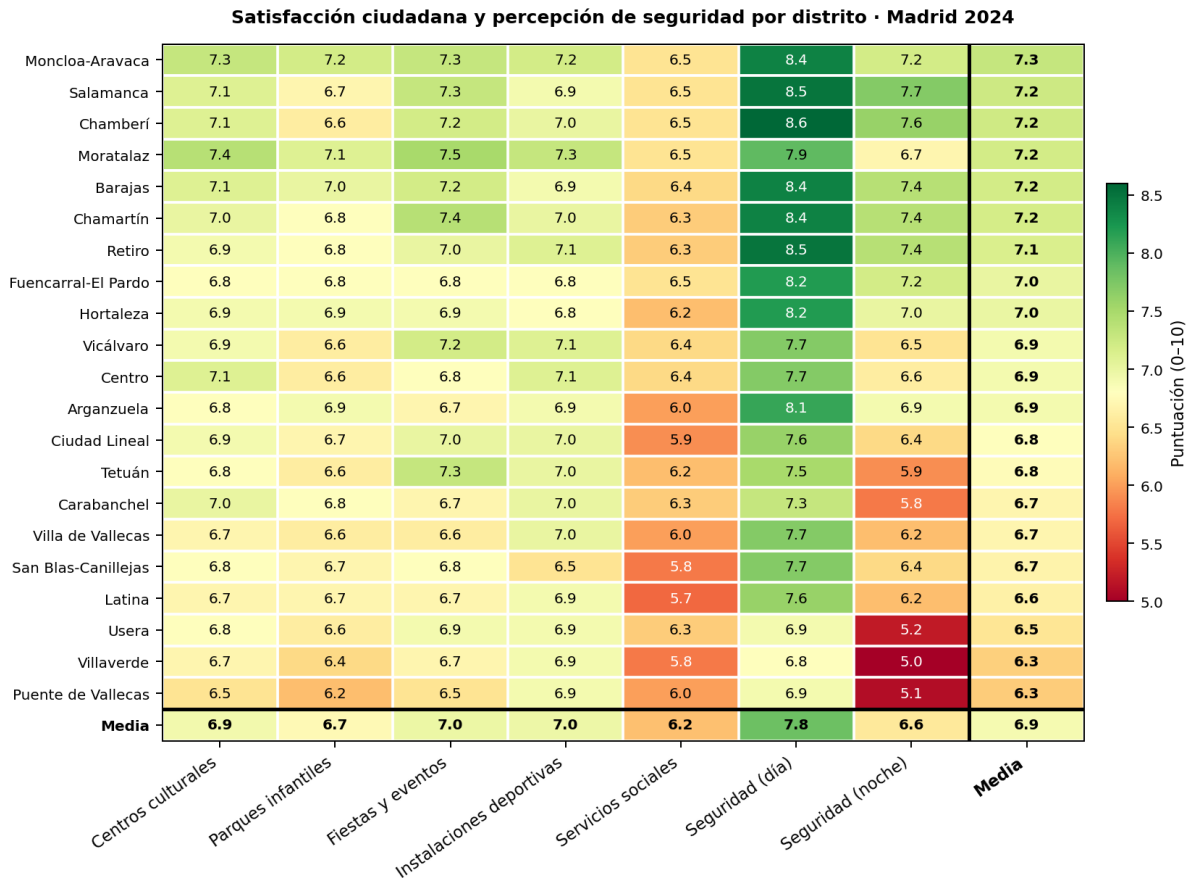


Figura 14. Variables de satisfacción ciudadana y seguridad por distrito en 2024. Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del Portal de Datos Abiertos del Ayuntamiento de Madrid

En este capítulo se ha recogido el proceso completo de extracción, limpieza y análisis descriptivo de las variables que conforman la base empírica del indicador. A lo largo del mismo se ha documentado la estructura territorial del municipio de Madrid, las técnicas de imputación aplicadas para gestionar los valores faltantes, y las principales tendencias espaciales y temporales observadas en los datos. El conjunto de variables disponible cubre las dimensiones de rentabilidad, liquidez, coste de financiación y calidad urbana identificadas en el marco teórico, y constituye la base sobre la que se construirá el indicador compuesto de atractivo económico por barrio que se desarrolla en el capítulo siguiente.

Capítulo 4. CONSTRUCCIÓN DEL INDICADOR

El objetivo de este capítulo es describir el proceso metodológico seguido para construir el indicador compuesto que mida el atractivo inversor de cada barrio. El indicador integra seis dimensiones: rentabilidad del alquiler, revalorización del precio, liquidez del mercado, coste de financiación, riesgo inmobiliario y calidad urbana del entorno. El capítulo se organiza siguiendo las etapas secuenciales del proceso de construcción: definición y cálculo de los subindicadores, normalización de variables, análisis de correlaciones, ponderación y agregación final.

4.1 DIMENSIONES Y SUBINDICADORES

4.1.1 RENTABILIDAD

La dimensión de rentabilidad recoge el rendimiento económico directo que obtiene el inversor por el arrendamiento de la vivienda, tanto en su versión bruta como en su versión neta.

- Rentabilidad bruta

La rentabilidad bruta se define como el cociente entre los ingresos anuales por alquiler y el precio de adquisición del inmueble, expresado en porcentaje. El cálculo de la rentabilidad bruta se indica en la ecuación (2).

$$\text{Rentabilidad bruta (\%)} = \frac{\text{Alquiler mensual medio} \times 12}{\text{Precio medio de compra}} \times 100 \quad (2)$$

Ambas variables están expresadas en €/m², lo que permite que el resultado sea independiente del tamaño de la vivienda.

- Rentabilidad neta

La rentabilidad neta incorpora los costes reales de la inversión, diferenciando entre la inversión inicial necesaria para adquirir y acondicionar el inmueble y los gastos anuales de explotación. Se calcula como se indica en la ecuación (3).

$$\text{Rentabilidad neta (\%)} = \frac{\text{Ingresos anuales} - \text{Gastos anuales}}{\text{Inversión inicial}} \times 100 \quad (3)$$

La **inversión inicial** incluye el precio de compra del inmueble y los costes de transacción asociados. Entre estos destaca el Impuesto de Transmisiones Patrimoniales (ITP), que asciende al 6% del precio de compra para las viviendas de segunda mano en la Comunidad de Madrid,

asumiendo esta tipología como la predominante en el mercado local (*Compraventa de viviendas. Impuestos - Portal del Contribuyente del Ayuntamiento de Madrid*, s. f.). Adicionalmente, la adquisición conlleva una serie de gastos de formalización relativos a notaría, registro y gestoría, que a efectos de este estudio se han estimado de forma agregada en un 1,25% del precio (*Los gastos por la compra de una vivienda en 2026 — idealista/news*, 2026). Por último, se contempla una estimación propia de reforma inicial de 120 €/m² asumida como hipótesis conservadora que recoge exclusivamente trabajos superficiales de acondicionamiento tales como pintura, limpieza y reparaciones menores, necesarios para poner el inmueble en condiciones básicas para el alquiler.

Los **ingresos anuales** se obtienen multiplicando el alquiler mensual medio por 12 meses. No se aplica descuento por vacancia dado que el mercado de alquiler en Madrid presenta una liquidez muy elevada.

Los **gastos anuales de explotación** comprenden tres partidas. En primer lugar, el Impuesto municipal sobre Bienes Inmuebles (IBI), calculado como el producto del valor catastral medio por el tipo de gravamen general del Ayuntamiento de Madrid, que para los bienes de naturaleza urbana se sitúa en el 0,442% para el ejercicio 2024. En segundo lugar, los gastos de comunidad; la cuota media en el mercado ronda los 100-110 euros mensuales, para el presente modelo se han estimado en un 0,4% anual del precio de compra. Por último, el seguro del hogar; cuyo coste medio en España oscila entre los 180 y 265 euros anuales dependiendo de la póliza y características del inmueble, a efectos de este estudio se ha fijado en 200 €/año por vivienda, lo que equivale a 2,5 €/m² asumiendo una superficie media de 80 m² (Idealista, 2025; KPMG Abogados, 2024).

En la Figura 15 podemos ver un mapa de la distribución de la dimensión de rentabilidad neta, calculada para cada uno de los barrios de Madrid.

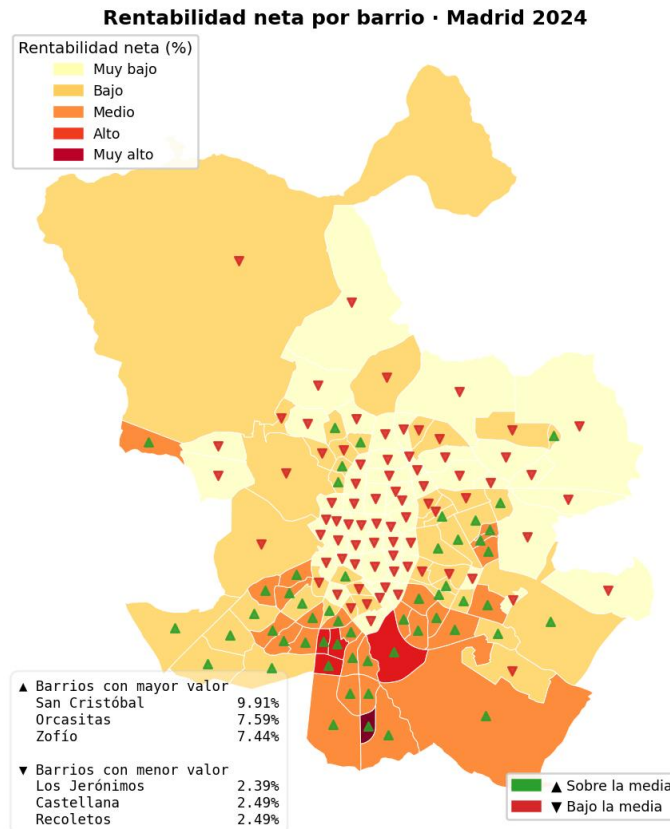


Figura 15. Rentabilidad neta por barrio en 2024. Fuente: Elaboración propia

4.1.2 REVALORIZACIÓN

Esta dimensión captura la ganancia de capital asociada a la apreciación del precio de la vivienda, es decir, la componente de rentabilidad vinculada al activo y no al flujo de alquiler. Se calcula como la variación porcentual del precio entre el año de referencia y el año anterior, indicado en la ecuación (4).

$$\text{Variación anual del precio (\%)} = \frac{\text{Precio}_t - \text{Precio}_{t-1}}{\text{Precio}_{t-1}} \times 100 \quad (4)$$

En la Figura 16 podemos ver un mapa de la distribución de la dimensión de revalorización, calculada para cada uno de los barrios de Madrid.

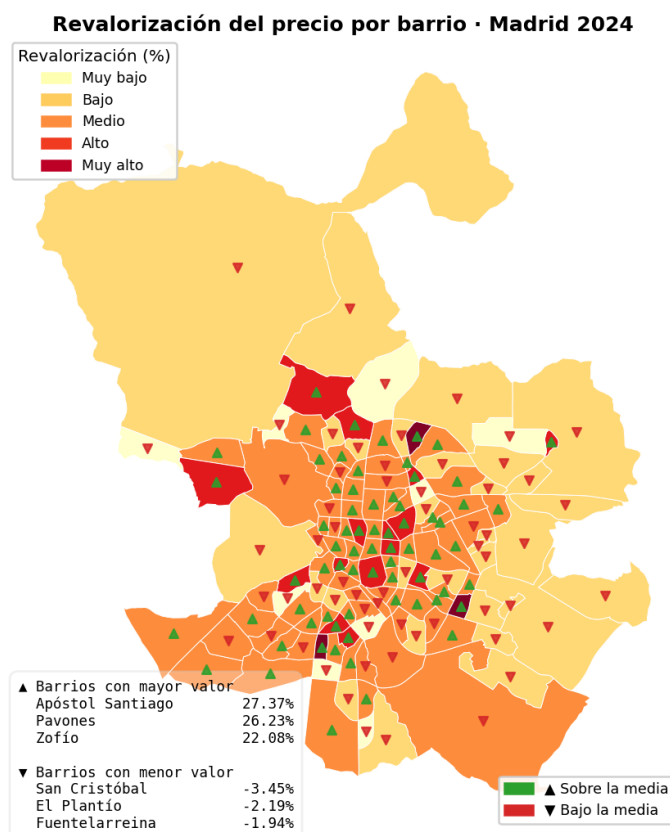


Figura 16. Revalorización del precio por barrio en 2024. Fuente: Elaboración propia

4.1.3 LIQUIDEZ

La liquidez relativa del mercado mide la frecuencia con que se compran y venden viviendas en cada barrio en relación con el tamaño total de su parque residencial. Un barrio con alta rotación ofrece mayor facilidad para deshacer la inversión, lo que reduce el riesgo de iliquidez para el inversor. Se calcula como se indica en la ecuación (5).

$$\text{Liquidez (\%)} = \frac{\text{N}^\circ \text{ de transacciones anuales}}{\text{N}^\circ \text{ total de inmuebles residenciales}} \times 100 \quad (5)$$

Durante el cálculo de la liquidez se detectó un valor anómalo en el barrio de Atocha, distrito de Arganzuela. El análisis de su serie histórica revela que el número de transacciones registradas en 2024 asciende a 376, frente a valores habituales de entre 4 y 6 transacciones anuales en el período 2016–2023. Simultáneamente, el número de inmuebles residenciales se duplica en ese mismo año, pasando de 811 a 1.711, lo que apunta a una incorporación masiva de nuevos inmuebles al catastro, posiblemente asociada a una promoción de obra nueva, que distorsiona artificialmente la liquidez del barrio. Dado que este valor no refleja el comportamiento estructural del mercado en Atocha, se sustituye por el valor de liquidez del

distrito de Arganzuela, criterio coherente con la metodología de imputación por valor de distrito descrita en el apartado 3.2.1.

En la Figura 17 podemos ver un mapa de la distribución de la dimensión de liquidez, calculada para cada uno de los barrios de Madrid.

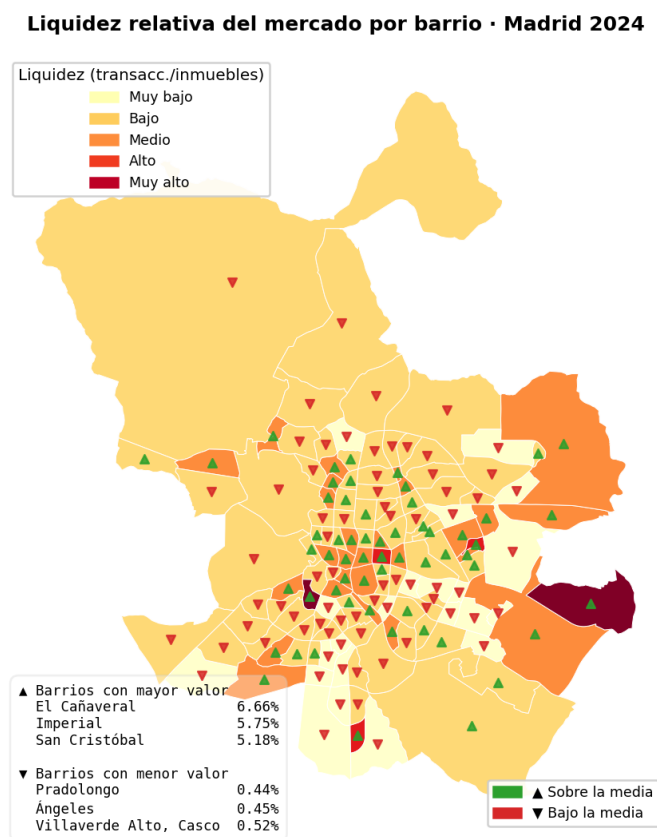


Figura 17. Liquidez por barrio en 2024. Fuente: Elaboración propia

4.1.4 CALIDAD URBANA

El índice de calidad urbana del distrito es un indicador construido para medir la calidad percibida del entorno residencial, formado a partir de variables de satisfacción ciudadana con servicios municipales y de percepción de seguridad. Se estructura en dos subíndices:

- El **subíndice de servicios urbanos** se calcula como la media aritmética de seis variables de satisfacción: espacios verdes, centros culturales, parques infantiles, organización de fiestas y eventos, instalaciones deportivas y servicios sociales municipales.
- El **subíndice de seguridad** se calcula como el valor mínimo entre la percepción de seguridad diurna y la percepción de seguridad nocturna, optando por el mínimo en lugar

de la media para penalizar aquellos distritos donde la seguridad nocturna es significativamente inferior a la diurna.

El índice de calidad urbana se obtiene como se indica en la ecuación (6, es decir, como una combinación ponderada de ambos subíndices, asignando un peso del 60% al subíndice de servicios urbanos y un 40% al subíndice de seguridad.

$$\text{Índice Calidad} = 0,6 \times \text{Subíndice servicios} + 0,4 \times \text{Subíndice seguridad} \quad (6)$$

Dado que todas las variables que componen este índice están medidas en la misma escala, su cálculo puede realizarse directamente, sin necesidad de normalización previa.

En la Figura 18 podemos ver un mapa de la distribución de la dimensión de calidad urbana, calculada para cada uno de los distritos de Madrid.

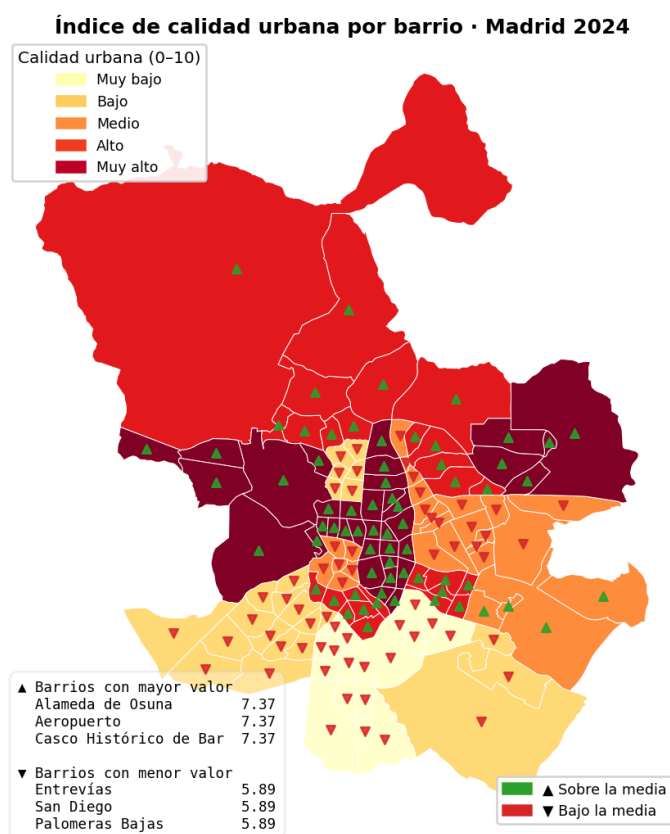


Figura 18. Calidad urbana por barrio en 2024. Fuente: Elaboración propia

4.1.5 COSTE DE FINANCIACIÓN Y RIESGO INMOBILIARIO

Las dimensiones de coste de financiación y riesgo inmobiliario se construyen cada una como la media de varias variables que están medidas en unidades distintas entre sí, por lo que no es posible agregarlas directamente. Su cálculo se pospone hasta el apartado 4.2, una vez aplicada la normalización que lleva todas las variables a una escala común.

4.2 *NORMALIZACIÓN DE VARIABLES*

Antes de poder agregar las distintas variables en un indicador común, es necesario transformarlas a una escala homogénea, dado que están expresadas en unidades muy dispares, porcentajes; euros por metro cuadrado o valores adimensionales. Para ello se aplica la normalización min-max, que lleva cada variable al intervalo [0, 1], tal y como se indica en la ecuación (7).

$$x'_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (7)$$

donde x_i es el valor original del barrio i , x_{\min} y x_{\max} son respectivamente el valor mínimo y máximo observados entre todos los barrios.

Para las variables en las que un valor más alto implica un peor resultado para el inversor, como ocurre con las variables de riesgo inmobiliario y de coste de financiación, se aplica la normalización invertida, como se puede ver en la ecuación (8, de forma que el barrio con mayor riesgo o mayor coste reciba la puntuación más baja

$$x'_i = \frac{x_{\max} - x_i}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (8)$$

4.3 *ANÁLISIS DE CORRELACIONES*

El análisis de correlaciones tiene como objetivo verificar que las variables incluidas en el indicador aportan información genuinamente diferenciada y no redundante. Este análisis se realiza en dos niveles: en primer lugar, se examina la correlación entre las variables que forman cada subíndice, con el fin de validar su agrupación; en segundo lugar, se analiza la correlación entre las siete dimensiones finales del indicador, para detectar posibles solapamientos que pudieran sesgar los resultados.

4.3.1 CORRELACIONES DENTRO DE LOS SUBÍNDICES

4.3.1.1 Subíndice de Coste de Financiación

En la Figura 19, podemos ver que la correlación entre el tipo de interés y la cuota hipotecaria es de -0,32, lo que indica una relación débil. Este resultado es coherente con la naturaleza de ambas variables, aunque ambas miden el coste de acceder a financiación, capturan dimensiones distintas del mismo fenómeno.

La baja correlación confirma que ambas variables aportan información complementaria y justifica su inclusión conjunta en el subíndice, que se construye como su media aritmética, tal y como se indica en la ecuación (9

$$\text{Financiación}_i = \frac{r'_i + c'_i}{2} \quad (9)$$

donde r'_i es el tipo de interés normalizado e invertido y c'_i es la cuota hipotecaria normalizada e invertida del barrio i .

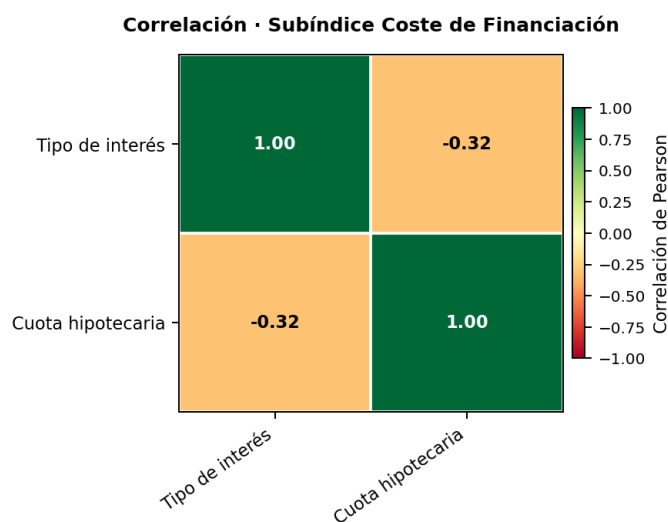


Figura 19. Correlación entre variables del subíndice Coste de Financiación. Fuente: Elaboración propia

4.3.1.2 Subíndice de Riesgo Inmobiliario

Para la construcción de este subíndice se consideran inicialmente tres variables, calculadas sobre la serie de variaciones anuales del precio de la vivienda de cada barrio para el período 2002–2024.

En primer lugar se ha calculado la **beta**, que se obtiene mediante una regresión OLS en la que el eje Y recoge las variaciones anuales del precio del barrio y el eje X las variaciones anuales del precio medio del municipio de Madrid, utilizado como referencia de mercado. El

coeficiente resultante mide la sensibilidad del barrio al ciclo inmobiliario agregado de la ciudad, y se calcula como se indica en la ecuación (10).

$$\beta_i = \frac{\sum_t (\Delta P_{i,t} - \Delta \bar{P}_i)(\Delta P_{M,t} - \Delta \bar{P}_M)}{\sum_t (\Delta P_{M,t} - \Delta \bar{P}_M)^2} \quad (10)$$

donde $\Delta P_{i,t}$ es la variación anual del precio del barrio i en el año t , $\Delta P_{M,t}$ es la variación anual del precio medio de Madrid y $\Delta \bar{P}_M$ es la media de dichas variaciones para el mercado.

A modo de ilustración, la Figura 20 muestra la regresión OLS correspondiente al barrio de Recoletos, cuya beta estimada de 0,767 indica que, ante una variación del 1% en el precio medio de Madrid, el precio de Recoletos varía en promedio un 0,767%, lo que lo caracteriza como un barrio con menor sensibilidad al ciclo inmobiliario que el mercado agregado.

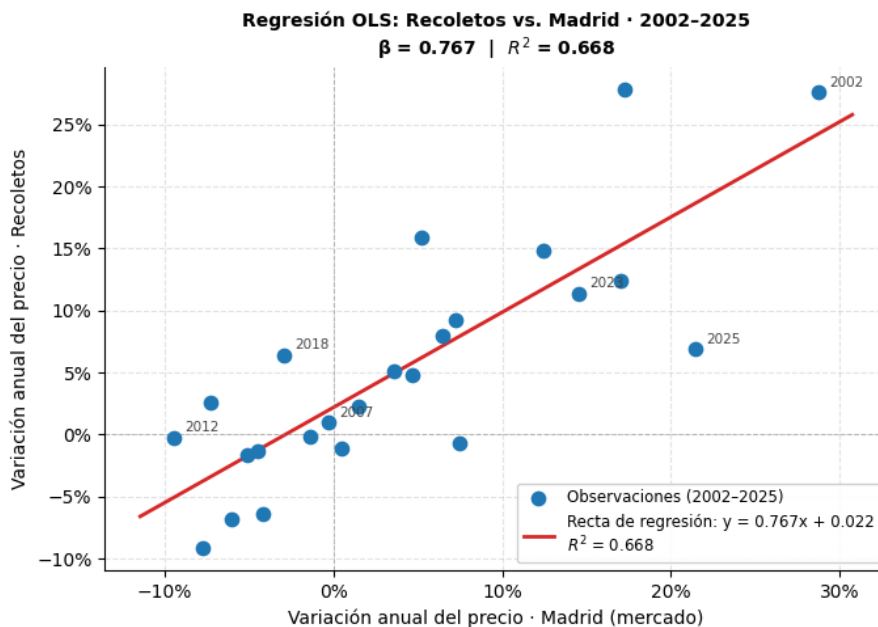


Figura 20. Regresión OLS entre la variación anual del precio de Recoletos y la variación anual del precio de Madrid · 2002–2025. Fuente: Elaboración propia.

En segundo lugar, se ha calculado la **desviación estándar**, que recoge la dispersión absoluta de las variaciones anuales del precio de cada barrio, y se calcula como se indica en la ecuación (11).

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T (\Delta P_{i,t} - \Delta \bar{P}_i)^2} \quad (11)$$

donde $\bar{\Delta P}_i$ es la media de las variaciones anuales del precio del barrio i y T es el número de observaciones.

Finalmente, el **coeficiente de variación**, se obtiene como el cociente entre la desviación estándar y la media de las variaciones anuales, capturando la volatilidad relativa del barrio en relación con su propio crecimiento medio, tal y como se indica en la ecuación (12).

$$CV_i = \frac{\sigma_i}{\bar{\Delta P}_i} \quad (12)$$

Dentro de este subíndice se observa en la Figura 21 que la correlación entre la beta y la desviación estándar es elevada ($r = 0,85$), lo que indica que ambas variables capturan información muy similar, los barrios más volátiles en términos absolutos tienden también a ser los más sensibles al ciclo del mercado.

Ante esta redundancia, se decide excluir la desviación estándar del subíndice, conservando la beta y el coeficiente de variación, que presentan una correlación más moderada entre sí ($r = 0,40$) y miden dimensiones teóricamente diferenciadas, la beta recoge el riesgo relativo frente al mercado, mientras que el coeficiente de variación captura la volatilidad en relación con el crecimiento medio del barrio.

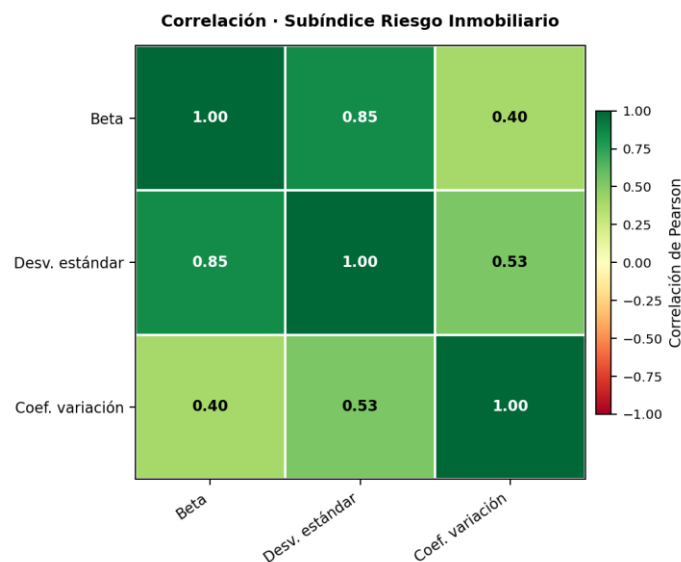


Figura 21. Correlación entre variables del subíndice Riesgo inmobiliario. Fuente: Elaboración propia

El subíndice se construye, por tanto, como la media aritmética de ambas variables, normalizadas de forma invertida; indicado en la ecuación (13).

$$\text{Riesgo}_i = \frac{\beta'_i + CV'_i}{2} \quad (13)$$

donde β'_i y CV'_i son respectivamente la beta y el coeficiente de variación normalizados e invertidos del barrio i .

Cabe señalar que este análisis de correlación se aplica exclusivamente a los subíndices de coste de financiación y riesgo inmobiliario, que son los únicos que agrupan varias variables de naturaleza heterogénea. El resto de las dimensiones del indicador, rentabilidad bruta, rentabilidad neta, revalorización y liquidez, se obtienen directamente a partir de una única fórmula de cálculo, por lo que no requieren análisis de correlación interna. El índice de calidad urbana, aunque sí agrega múltiples variables, fue construido con una estructura de ponderación justificada en el apartado 4.1.

4.3.2 CORRELACIONES ENTRE DIMENSIONES DEL INDICADOR

Una vez construidos los siete subíndices, se analiza la matriz de correlaciones entre las dimensiones finales del indicador con el objetivo de identificar posibles redundancias que pudieran distorsionar los resultados de la agregación final. La Figura 22 muestra la matriz de correlaciones de Pearson entre las siete dimensiones.

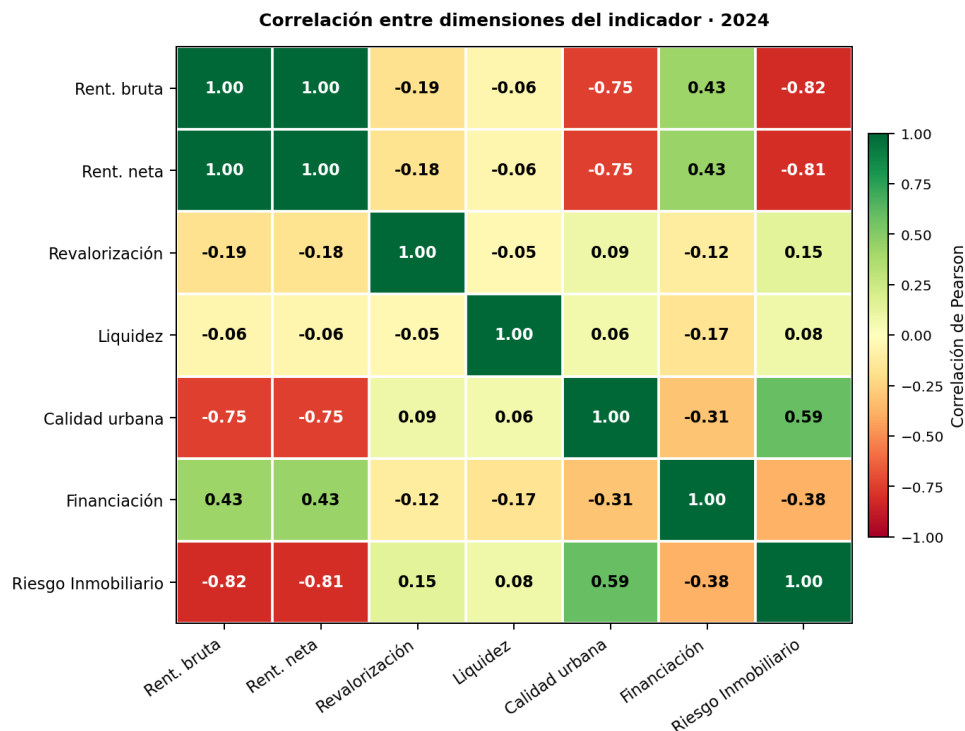


Figura 22. Correlación entre dimensiones. Fuente: Elaboración propia

El resultado más destacado es la correlación perfecta entre la rentabilidad bruta y la rentabilidad neta ($r = 1,00$). Ambas variables aportan información idéntica al indicador, lo que convierte su inclusión simultánea en una duplicación que otorgaría un peso excesivo a la dimensión de rentabilidad en el indicador final. Dado que la rentabilidad neta es metodológicamente más completa, se decide eliminar la rentabilidad bruta y conservar únicamente la rentabilidad neta.

El indicador queda así compuesto por seis dimensiones finales: rentabilidad neta, revalorización, liquidez, calidad urbana, coste de financiación y riesgo inmobiliario.

El resto de las correlaciones elevadas que aparecen en la matriz no dan lugar a eliminaciones adicionales, ya que responden a relaciones económicamente coherentes entre dimensiones conceptualmente distintas. La correlación negativa entre rentabilidad neta y riesgo ($r = -0,81$) refleja la conocida relación inversa entre rentabilidad y riesgo en los mercados financieros, los barrios periféricos, con precios de compra más bajos y rentabilidades por alquiler más elevadas, presentan también mayor volatilidad histórica de precios. Eliminar una de estas dos dimensiones implicaría perder precisamente la tensión entre retorno y riesgo que constituye el núcleo del análisis inversor.

De forma análoga, la correlación negativa entre rentabilidad neta y calidad urbana ($r = -0,75$) refleja un fenómeno estructural del mercado madrileño, los barrios de mayor calidad urbana presentan precios de compra tan elevados que comprimen los márgenes de rentabilidad por alquiler. Ambas dimensiones son, por tanto, complementarias y no redundantes.

El resto de pares de dimensiones presentan correlaciones bajas o moderadas, sin que ninguna supere el umbral de 0,60 en valor absoluto, lo que confirma que el indicador resultante captura información genuinamente diferenciada en cada una de sus seis dimensiones.

4.4 PONDERACIÓN

La ponderación es la etapa del proceso de construcción del indicador en la que se asigna a cada dimensión un peso que refleja su importancia relativa en el resultado final. Como método de ponderación se ha seleccionado el Proceso de Análisis Jerárquico (*Analytic Hierarchy Process*, AHP), desarrollado por Thomas Saaty (1980). Este método ha sido seleccionado porque permite fundamentar los pesos de ponderación en la documentación disponible, y porque,

incorpora un mecanismo interno de verificación de la coherencia lógica de las comparaciones, lo que añade rigor metodológico al proceso.

El AHP parte del principio de que existe más precisión al comparar dos alternativas entre sí que al asignar valores absolutos a múltiples opciones simultáneamente. El método descompone el problema de ponderación en una serie de comparaciones pareadas entre dimensiones, utilizando la escala de Saaty, que asigna valores entre 1 y 9 según la importancia relativa de una dimensión respecto a otra (OECD, 2008; Saaty, 1990).

La Tabla 2 recoge el conjunto de valores que podemos asignar a una relación y su significado.

<i>Valor</i>	<i>Interpretación</i>
1	Ambas dimensiones son igual de importantes
3	Una dimensión es moderadamente más importante
5	Una dimensión es fuertemente más importante
7	Una dimensión es muy fuertemente más importante
9	Una dimensión es extremadamente más importante
2, 4, 6, 8	Valores intermedios

Tabla 2. Escala de comparación pareada. (Saaty, 1990)

Si la dimensión i (más relevante) tiene una puntuación a_{ij} con respecto a la dimensión j (menos relevante), entonces la dimensión j tendrá una puntuación $1/a_{ij}$ con respecto a la dimensión i . Esto garantiza la reciprocidad de la matriz.

Las comparaciones se fundamentan en la documentación financiera inmobiliaria. En la estructura jerárquica propuesta, la rentabilidad neta ocupa el primer rango de importancia, asumiendo que en la toma de decisiones el inversor busca depositar su capital en aquel activo que le ofrezca la máxima rentabilidad basándose en su rendimiento neto real. El riesgo, la revalorización y la calidad urbana se sitúan en un segundo nivel de igual importancia; una ponderación coherente con la evidencia de que las expectativas de revalorización futura son fundamentales en la inversión, y de que tanto la medición del riesgo como los atributos de localización y calidad urbana determinan esencialmente el atractivo del activo. La liquidez y el coste de financiación ocupan el tercer nivel, con pesos similares entre sí; si bien la liquidez se considera ligeramente más relevante, dado que condiciona el tiempo de venta y el coste de oportunidad de no poder desinvertir, frente al coste de la financiación, que actúa como otro de

los principales determinantes subyacentes de la demanda (Clayton et al., 2008; García-Montalvo, 2007; Taltavull de La Paz, 1996)

Por tanto, en nuestro caso se ha construido una matriz de comparaciones pareadas que se muestra en la Tabla 3.

	<i>Rentabilidad</i>	<i>Riesgo</i>	<i>Revalorización</i>	<i>Calidad Urbana</i>	<i>Liquidez</i>	<i>Financiación</i>
<i>Rentabilidad</i>	1	2	2	2	4	5
<i>Riesgo</i>	1/2	1	1	2	3	3
<i>Revalorización</i>	1/2	1	1	2	3	3
<i>Calidad urbana</i>	1/2	1/2	1/2	1	4	4
<i>Liquidez</i>	1/4	1/3	1/3	1/4	1	2
<i>Financiación</i>	1/5	1/3	1/3	1/4	1/2	1

Tabla 3. Matriz de comparaciones pareadas AHP para las dimensiones del indicador.

A modo de ejemplo, la lectura de los elementos de la matriz se hace de la siguiente manera, la rentabilidad neta recibe un valor de 2 frente al riesgo y la revalorización, lo que indica que para un inversor es moderadamente más importante la rentabilidad que las otras dos dimensiones.

Cálculo de los pesos

Los pesos se obtienen a partir del vector propio principal de la matriz. El método aproximado de Saaty consiste en normalizar cada columna de la matriz dividiendo cada elemento por la suma de su columna, y calcular posteriormente la media de cada fila de la matriz normalizada. El resultado es un vector de pesos $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)$ con $\sum_{i=1}^n w_i = 1$.

Verificación de consistencia

Como se ha indicado anteriormente, una ventaja clave del AHP es que permite cuantificar la coherencia lógica de las comparaciones mediante el índice de consistencia (*Consistency Ratio*, CR), cuyo método de cálculo se muestra en la ecuación (14).

$$CR = \frac{CI}{RI} = \frac{(\lambda_{max} - n)/(n - 1)}{RI} \quad (14)$$

donde λ_{max} es el autovalor principal de la matriz, n es el número de dimensiones y RI es el índice de consistencia aleatoria tabulado por Saaty para matrices de orden n (para el caso que nos ocupa, $n = 6 \rightarrow RI = 1,24$).

Un valor de $CR < 0,10$ indica que las comparaciones son suficientemente consistentes.

Resultados

La aplicación del método produce un $CR = 0,0351$, por debajo del umbral de $0,10$, lo que confirma la alta consistencia de las comparaciones. La Tabla 4 y la Figura 23 muestran los pesos obtenidos.

<i>Dimensión</i>	<i>Peso AHP</i>
Rentabilidad neta	0,3193
Riesgo inmobiliario	0,1972
Revalorización	0,1972
Calidad urbana	0,1628
Liquidez	0,0705
Coste de financiación	0,0530

Tabla 4. Pesos finales obtenidos mediante AHP

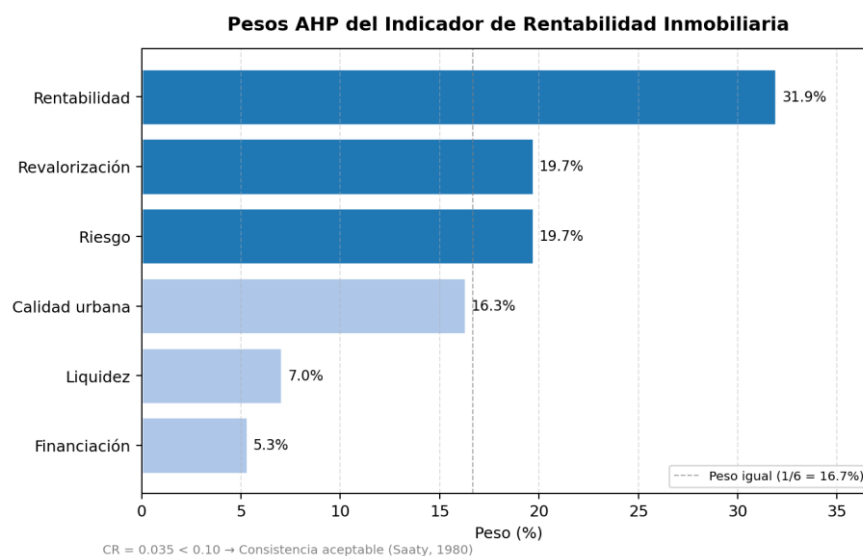


Figura 23. Pesos finales obtenidos mediante AHP. Fuente: Elaboración propia

4.5 AGREGACIÓN

La agregación es la etapa final del proceso de construcción del indicador, en la que las seis dimensiones normalizadas y ponderadas se combinan en una única puntuación que resume el atractivo inversor de cada barrio. Existen dos métodos principales de agregación, cuya diferencia fundamental reside en el tratamiento de la compensabilidad entre dimensiones.

La **media aritmética ponderada** calcula el indicador como la suma de cada dimensión multiplicada por su peso, como indica la ecuación (15).

$$Indicador_i = \sum_{j=1}^6 w_j \cdot x'_{ij} \quad (15)$$

Este método asume que una puntuación baja en una dimensión puede ser compensada por una puntuación alta en otra. El indicador resultante se sitúa en el intervalo [0, 1].

La **media geométrica ponderada** calcula el indicador como el producto de cada dimensión elevada a su peso, como indica la ecuación (16).

$$Indicador_i = \prod_{j=1}^6 (x'_{ij})^{w_j} \quad (16)$$

Este método penaliza los perfiles desequilibrados, un valor muy bajo en cualquier dimensión arrastra la puntuación final hacia abajo de forma más severa que en la media aritmética, dado que opera con productos en lugar de sumas.

La elección entre ambos métodos debe fundamentarse en la naturaleza del fenómeno que se quiere medir y en la lógica de la decisión inversora. En nuestro caso, la pregunta clave es, ¿puede un barrio compensar una puntuación baja en una dimensión con una puntuación alta en otra?

En el contexto de la inversión inmobiliaria, la respuesta es afirmativa. La teoría moderna de carteras de Markowitz establece que el inversor evalúa conjuntamente rentabilidad y riesgo, aceptando mayor exposición al riesgo si la rentabilidad esperada lo compensa (Markowitz, 1952). Un barrio con alta rentabilidad y mayor riesgo es una opción inversora legítima y diferente, no peor, que un barrio con rentabilidad moderada y riesgo bajo. La media aritmética ponderada respeta esta compensabilidad, mientras que la media geométrica la niega al penalizar

sistemáticamente los perfiles desequilibrados. Por tanto, se ha elegido adoptar la media aritmética ponderada como método de agregación.

Capítulo 5. ANÁLISIS DE RESULTADOS

El presente capítulo recoge los resultados obtenidos del indicador compuesto para medir el atractivo inversor de los 131 barrios del municipio de Madrid en el año 2024. El análisis de este capítulo se estructura en cuatro niveles. En primer lugar, se presenta una visión global de la distribución del indicador a escala de barrio; a continuación, se aplica un análisis de clustering para agrupar los barrios según su perfil dimensional; seguidamente, se examinan en detalle los barrios con mayor y menor valor del indicador, identificando qué dimensiones explican su posición en el ranking; y finalmente se agrega la información a nivel de distrito, lo que permite identificar patrones territoriales más amplios

5.1 RESULTADOS GLOBALES

El indicador presenta un rango de valores comprendido entre 0,333 (Rosas) y 0,594 (Pavones), lo que supone una diferencia de 0,261 puntos entre el barrio más y menos atractivo para el inversor. De los 131 barrios analizados, 55 se sitúan por encima del valor de referencia de la ciudad (0,481) y 76 por debajo, evidenciando una notable heterogeneidad en el atractivo inversor entre barrios. Esta dispersión pone de manifiesto que Madrid no es un mercado homogéneo, y la decisión de en qué barrio invertir puede suponer diferencias sustanciales en el retorno esperado de la inversión.

El mapa de la Figura 24 revela un patrón geográfico en el que los barrios con mayor valor del indicador no se concentran en las zonas residenciales de alto precio del norte, sino que aparecen principalmente en la zona del centro y el oeste de la ciudad, zonas con alta revalorización y calidad urbana. Los barrios con menor valor del indicador se localizan predominantemente en la periferia sur y este, y también en algunos barrios del centro y norte donde los elevados precios de compra comprimen los márgenes de rentabilidad.

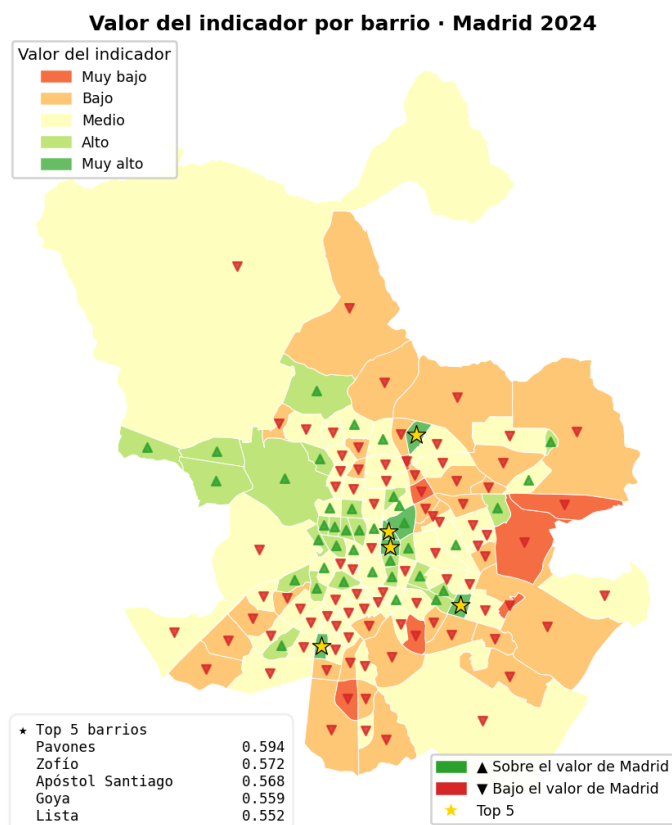


Figura 24. Mapa Indicador por barrio en 2024. Fuente: Elaboración propia

El ranking de la Figura 25 confirma esta lectura: Pavones, Zofío y Apóstol Santiago, tres barrios del sur y suroeste, ocupan las tres primeras posiciones con valores superiores a 0,55, impulsados principalmente por su alta revalorización y rentabilidad. En el extremo opuesto, Rosas, Valderribas y Palomeras Bajas cierran el ranking con valores inferiores a 0,35.

Destaca la presencia de Goya y Lista entre los cinco primeros, barrios del distrito de Salamanca que alcanzan esta posición no por su rentabilidad, que es baja dado su elevado precio de compra, sino por combinar una alta revalorización, una calidad urbana sobresaliente y un perfil de bajo riesgo.

Ranking de barrios por valor del indicador · Madrid 2024

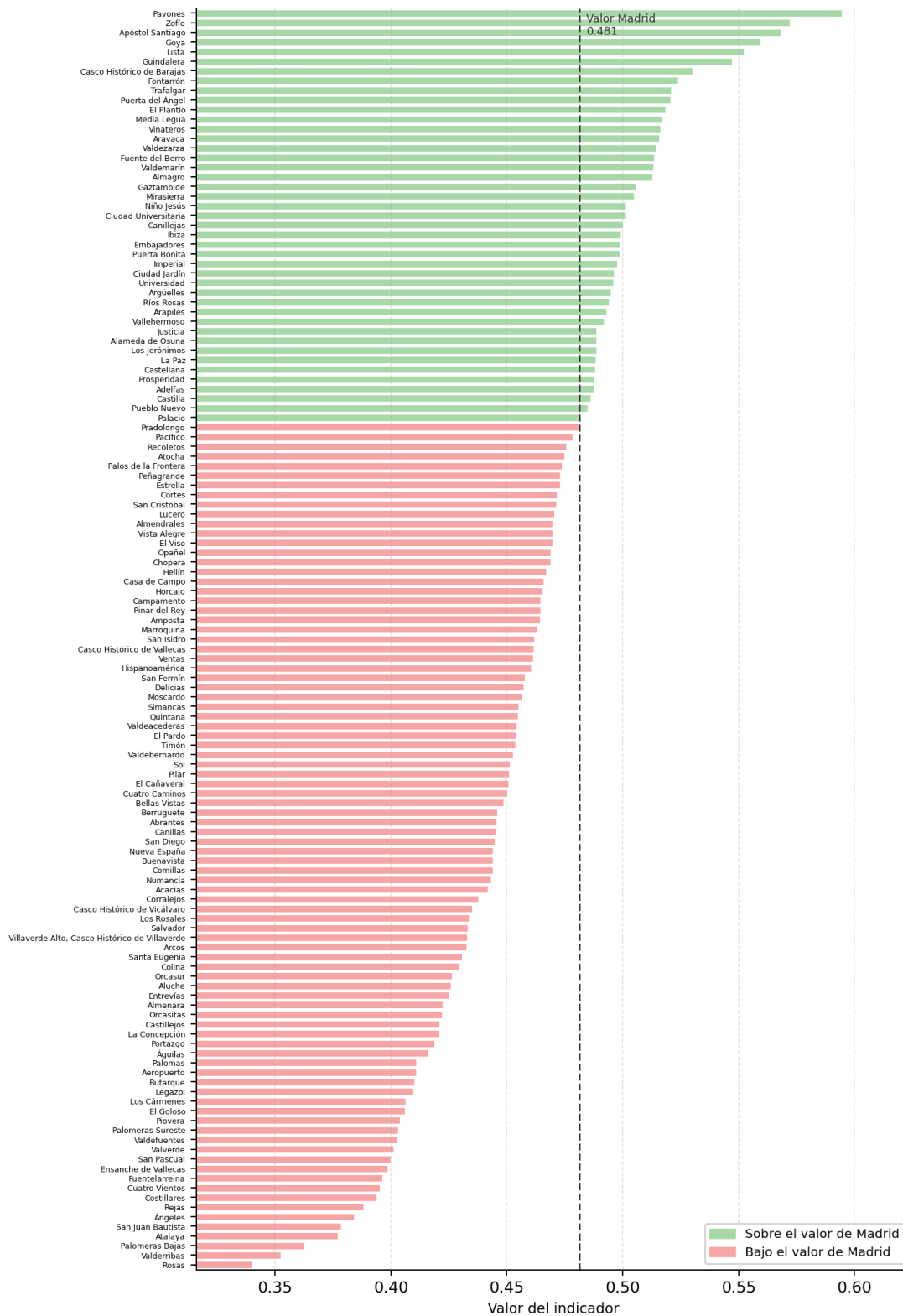


Figura 25. Ranking de barrios en 2024. Fuente: Elaboración propia

5.2 CLUSTERING DE BARRIOS

Con el objetivo de complementar el análisis del indicador compuesto e identificar tipologías de inversión más allá del ranking, se ha aplicado un análisis de clustering sobre los 131 barrios de Madrid. Esta técnica de aprendizaje no supervisado permite agrupar barrios en función de su similitud multidimensional, revelando patrones estructurales que no son visibles cuando se analiza cada dimensión de forma aislada. Las variables de entrada son las seis dimensiones normalizadas del indicador: rentabilidad, revalorización, liquidez, calidad urbana, financiación y riesgo inmobiliario, sin incluir el valor agregado del indicador para evitar redundancia.

La metodología usada combina dos algoritmos de forma secuencial. En primer lugar, se aplica el clustering jerárquico con el método de Ward, que minimiza la varianza intra-cluster en cada fusión y produce un dendrograma que permite visualizar la estructura de agrupación a distintos niveles de granularidad. En segundo lugar, se aplica K-means con el número de clusters determinado a partir del análisis jerárquico, lo que garantiza una asignación robusta de cada barrio a su grupo correspondiente.

La Figura 26 muestra el dendrograma resultante. La estructura revela dos grandes clusters que aglutinan, respectivamente, los barrios del sur y del norte-centro de la ciudad, con ramificaciones internas que sugieren una heterogeneidad relevante dentro de cada uno.

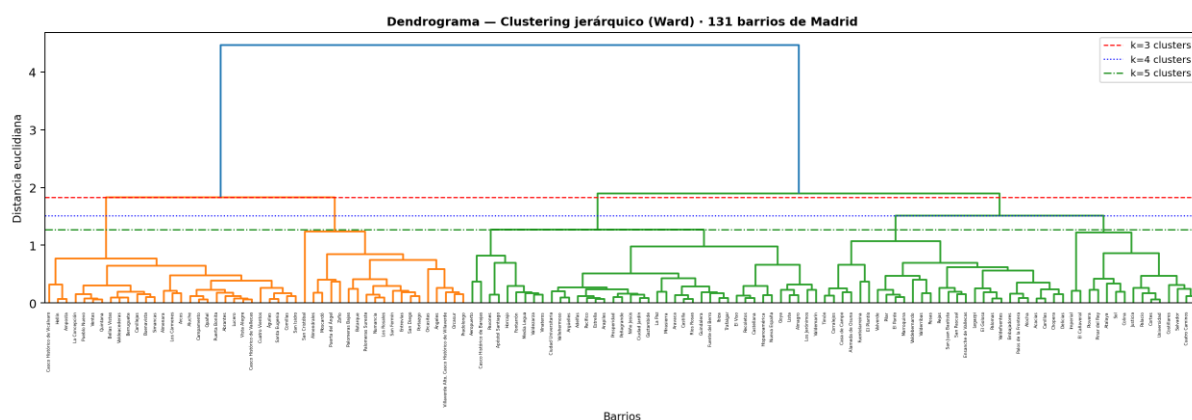


Figura 26. Dendrograma clustering jerárquico. Fuente: Elaboración propia

Para determinar el número óptimo de clusters se emplearon el método del codo y el coeficiente de silueta que podemos ver en la Figura 27. El método del codo muestra una inflexión clara entre $k=3$ y $k=4$, mientras que el coeficiente de silueta alcanza su máximo en $k=2$ (0,37) y cae de forma pronunciada hasta $k=4$ (0,25), estabilizándose a partir de ese punto. Aunque

estadísticamente $k=2$ maximiza la silueta, una partición en solo dos grupos resultaría demasiado gruesa para los propósitos analíticos de este trabajo. Se opta por $k=4$ como equilibrio entre rigor y riqueza interpretativa.

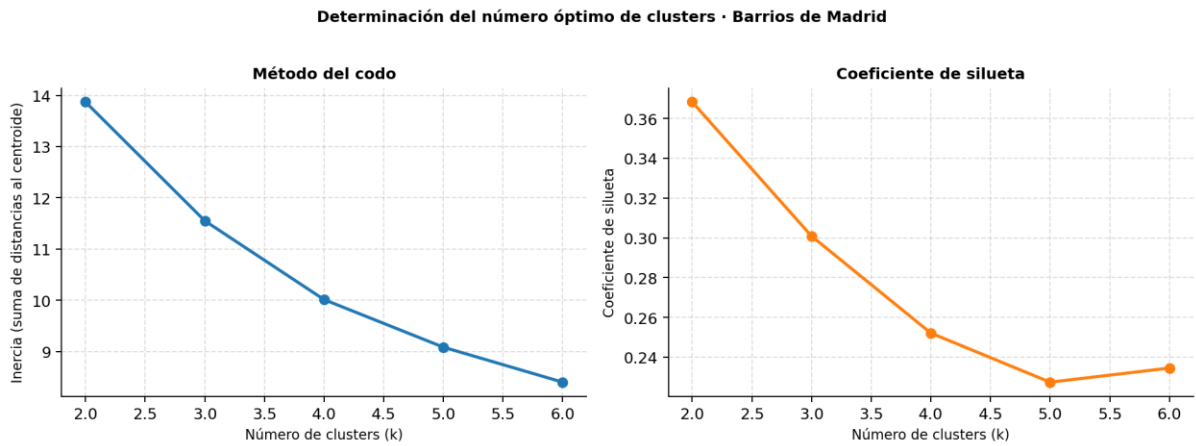


Figura 27. Método del codo y Coeficiente de silhouette. Fuente: Elaboración propia

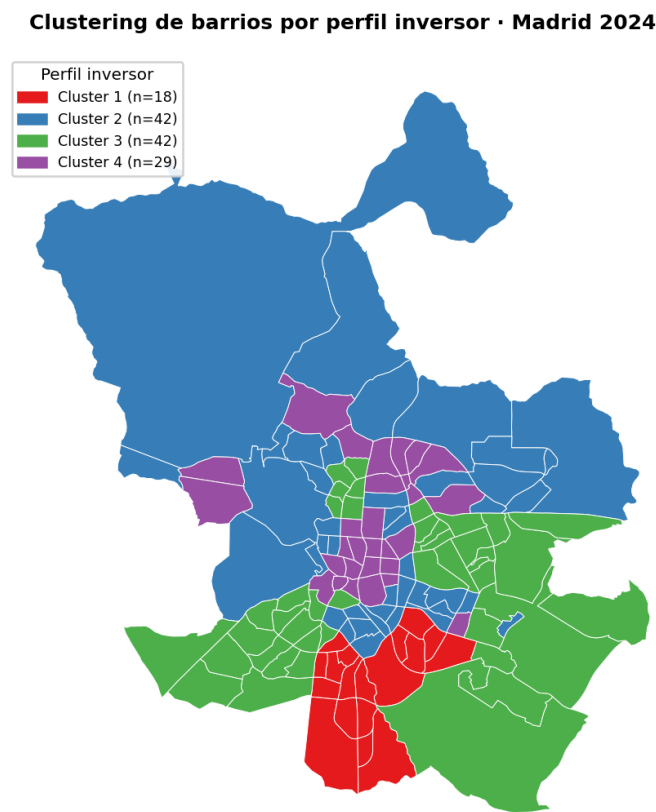


Figura 28. Mapa resultados agrupación clustering. Fuente: Elaboración propia

El mapa de la Figura 28 muestra la distribución geográfica de los cuatro clusters. El resultado más llamativo es su marcada estructuración norte-sur. El Cluster 2 (azul, n=42) domina la periferia norte y noroeste de la ciudad, mientras que el Cluster 1 (rojo, n=18) se concentra en el extremo sur. El Cluster 3 (verde, n=42) aparece disperso en el sur y sureste periférico, y el Cluster 4 (morado, n=29) se concentra en el eje central de la ciudad, abarcando los distritos de mayor densidad y actividad comercial. Esta distribución no es aleatoria y refleja los gradientes socioeconómicos y urbanísticos de la ciudad de Madrid.

El análisis del perfil dimensional de cada cluster en la Figura 29 permite caracterizar las tipologías inversoras de forma precisa. El Cluster 1 (rojo) presenta la rentabilidad más elevada de los cuatro grupos junto con una calidad urbana prácticamente nula, lo que lo define como un perfil de inversión por rendimiento puro, barrios con precios de compra y alquiler bajos que generan rendimientos elevados, pero con un entorno urbano deficiente. El Cluster 2 (azul) combina baja rentabilidad con alta calidad urbana y buenas condiciones de financiación, configurando un perfil de inversión patrimonial orientado a la preservación del valor en entornos consolidados del norte de la ciudad. El Cluster 3 (verde) muestra un perfil equilibrado pero moderado en todas las dimensiones, con rentabilidad y calidad urbana medias, representando los barrios de atractivo inversor intermedio de la periferia sur y sureste. Finalmente, el Cluster 4 (morado) destaca por combinar una revalorización alta con el riesgo inmobiliario más elevado de los cuatro clusters y una rentabilidad baja, lo que sugiere un perfil especulativo-patrimonial concentrado en los barrios centrales y consolidados de mayor valor.

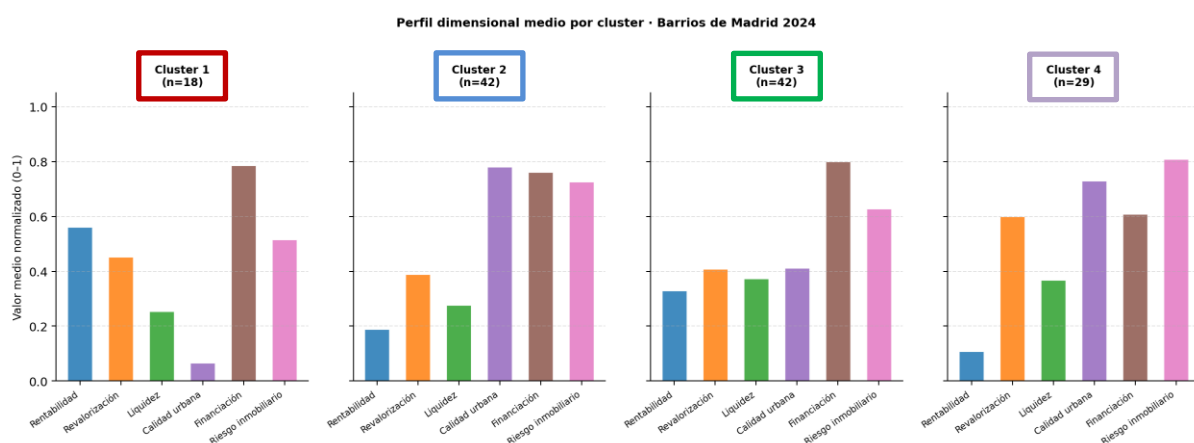


Figura 29. Perfil de cada cluster. Fuente: Elaboración propia

La Figura 30 desagrega esta comparativa por dimensión, mostrando para cada una de las seis dimensiones el valor medio de los cuatro clusters, lo que permite identificar con mayor precisión en qué dimensiones concretas difieren más los perfiles inversores.

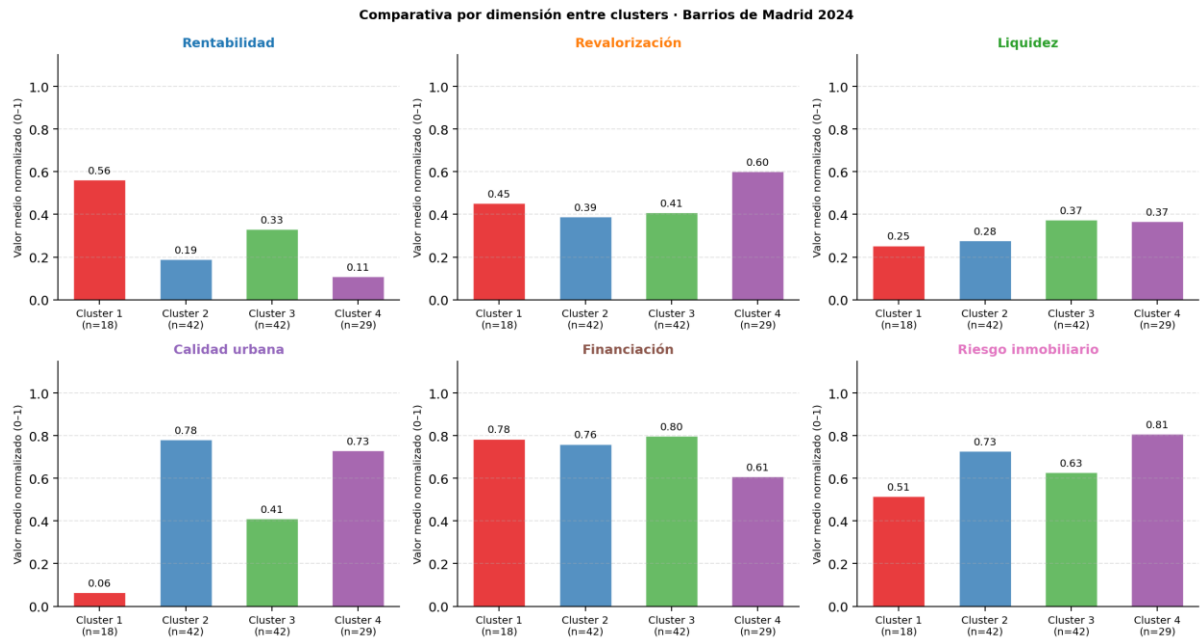


Figura 30. Comparativa del valor medio por dimensión y cluster. Fuente: elaboración propia

5.3 ANÁLISIS DE LOS BARRIOS DESTACADOS

El análisis del perfil dimensional de los barrios con mayor y menor valor del indicador permite identificar qué dimensiones explican su posición en el ranking y si existe un patrón común entre los barrios que lideran o cierran la clasificación.

- **Barrios con mayor valor del indicador**

El análisis del perfil dimensional de los diez barrios mejor valorados realizado permite identificar qué dimensiones explican su posición en el ranking y si existe un patrón común entre ellos. La Figura 31 muestra el valor de cada barrio en cada dimensión, tomando como referencia el valor de la ciudad de Madrid.

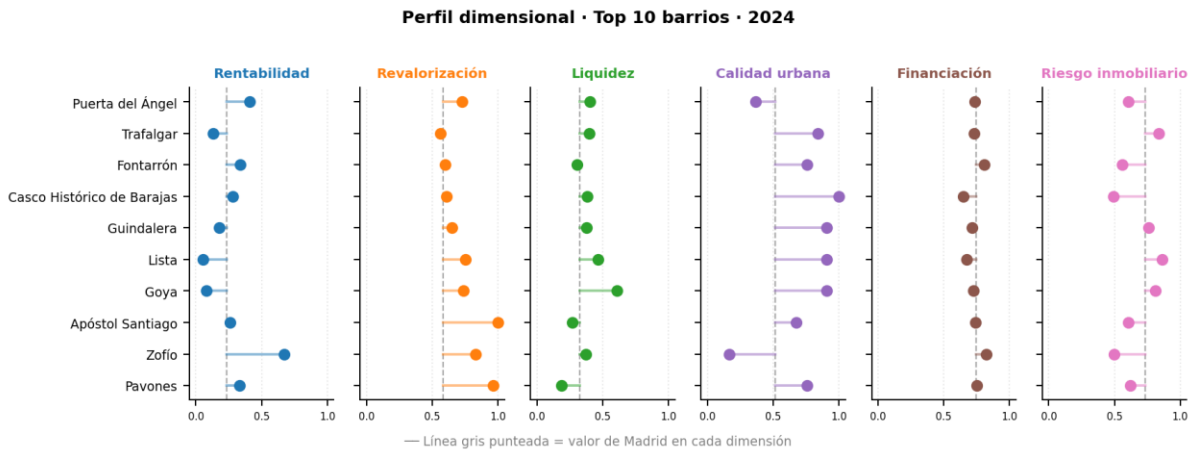


Figura 31. Perfil dimensional de los 10 barrios con mayor valor del indicador en 2024. Fuente: Elaboración propia

El análisis del perfil dimensional de los diez barrios mejor valorados revela que la revalorización es la única dimensión en la que los diez barrios superan el valor de Madrid sin excepción. Este resultado señala que el dinamismo reciente del precio de la vivienda es el rasgo definitorio del atractivo inversor en Madrid en 2024.

La rentabilidad, sin embargo, presenta una dispersión notable dentro del grupo: mientras Zofío, Puerta del Ángel y Fontarrón se sitúan claramente por encima del valor de Madrid, barrios como Goya, Lista o Trafalgar presentan rentabilidades inferiores. Esto evidencia que una baja rentabilidad por alquiler no es incompatible con un alto atractivo inversor cuando otras dimensiones como la calidad urbana, el bajo riesgo o la revalorización compensan esa debilidad.

La calidad urbana es otra dimensión en la que el grupo destaca: ocho de los diez barrios superan el valor de Madrid, con cuatro de ellos, Goya, Lista, Guindalera y Casco Histórico de Barajas alcanzando superiores a 0,905. La única excepción significativa es Zofío, que, pese a su baja calidad urbana, lidera la dimensión de rentabilidad, configurando el perfil más desequilibrado del grupo.

En cuanto a la financiación, todos los barrios presentan valores elevados y cercanos al valor de Madrid, aunque la mayoría queda ligeramente por debajo de ella, lo que refleja que esta dimensión no diferencia significativamente a los barrios más atractivos del resto.

Se identifican así dos perfiles inversores bien diferenciados dentro del top 10. El primero, representado por Pavones, Zofío y Apóstol Santiago, combina alta rentabilidad y revalorización

con calidad urbana más baja, barrios del sur y suroeste con precios de compra más contenidos que generan márgenes de rendimiento elevados. El segundo, representado por Goya, Lista, Guindalera y Trafalgar, prioriza la calidad urbana, el bajo riesgo y la revalorización a costa de una rentabilidad reducida.

El radar del top 5 de la Figura 32, permite visualizar esta dualidad con mayor claridad. Los polígonos de Pavones, Zofío y Apóstol Santiago se extienden pronunciadamente hacia revalorización y rentabilidad, mientras que los de Goya y Lista presentan una forma más equilibrada con especial extensión hacia calidad urbana y riesgo. Destaca que ninguno de los cinco barrios presenta un polígono dominante en todas las dimensiones simultáneamente, lo que confirma que el atractivo inversor en el mercado madrileño es siempre resultado de compensaciones entre dimensiones, no de excelencia generalizada.

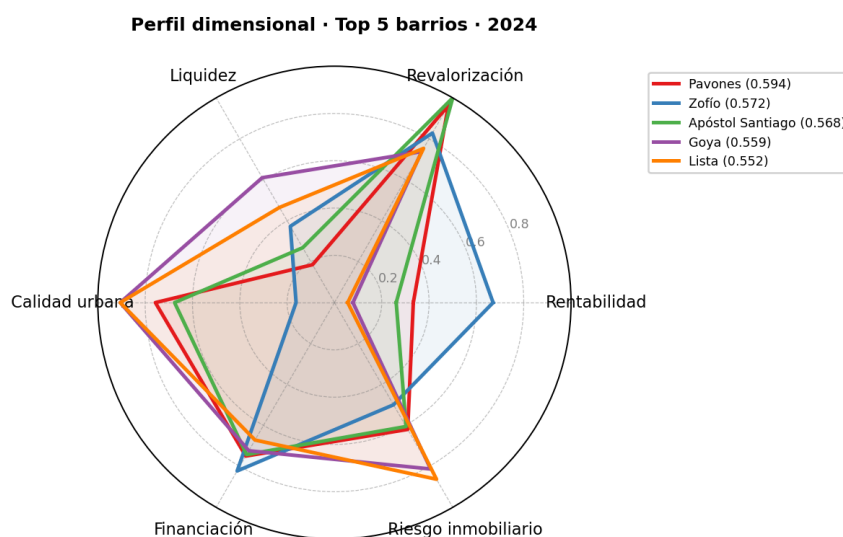


Figura 32. Perfil dimensional de los 5 barrios con mayor valor del indicador en 2024. Fuente: Elaboración propia

- **Barrios con menor valor del indicador**

El análisis del perfil dimensional de los diez barrios menos valorados permite identificar los factores que explican su posición en la parte baja del ranking. La Figura 33 muestra el valor de cada barrio en cada dimensión, tomando como referencia el valor de la ciudad de Madrid.

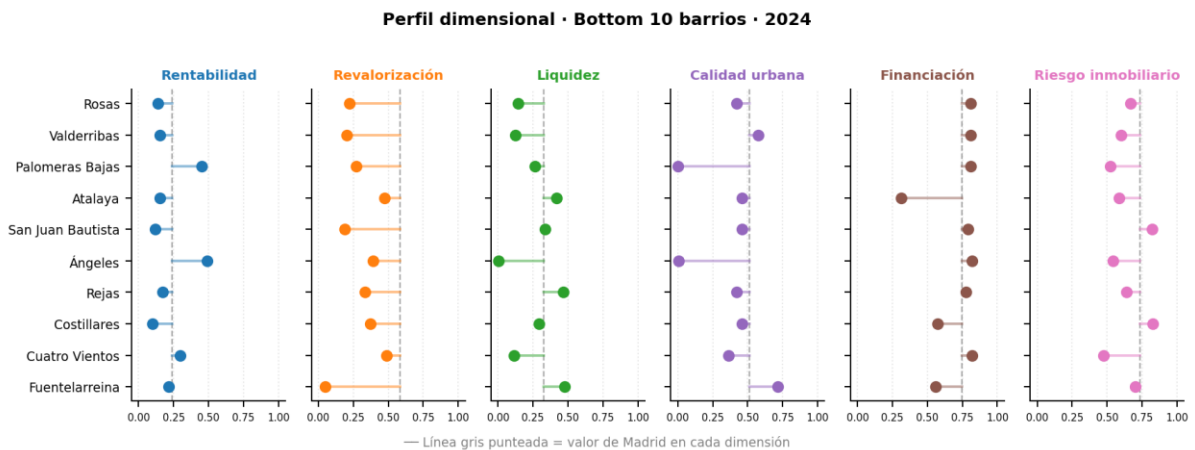


Figura 33. Perfil dimensional de los 10 barrios con menor valor del indicador en 2024. Fuente: Elaboración propia

El gráfico del bottom 10 revela un patrón radicalmente distinto al observado en los barrios más atractivos. La revalorización es la dimensión más débil del grupo, ocho de los diez barrios presentan valores por debajo del valor de Madrid, lo que indica que el precio de la vivienda en estos barrios tiene un crecimiento menor en el último año.

La calidad urbana sigue el mismo patrón, nueve de los diez barrios se sitúan por debajo del valor de Madrid, con valores especialmente bajos en Palomeras Bajas y Ángeles. La combinación de baja revalorización y baja calidad urbana en la mayoría del grupo configura una doble debilidad estructural que resulta muy difícil de compensar con valores positivos en dimensiones de menor peso en el indicador.

La rentabilidad, sin embargo, presenta un comportamiento sorprendente, Ángeles y Palomeras Bajas superan claramente el valor de Madrid, lo que evidencia que una rentabilidad por alquiler relativamente alta no es condición suficiente para escapar de las últimas posiciones del ranking cuando el resto de las dimensiones son débiles. En el caso de Palomeras Bajas, con rentabilidad de 0,451 pero calidad urbana de 0,000, se ilustra de forma extrema cómo el rendimiento corriente por sí solo no convierte a un barrio en atractivo.

La financiación es la única dimensión en la que el grupo presenta resultados relativamente favorables, confirmando, como ya se observó en el top 10, que esta dimensión tiene escaso poder discriminante entre barrios.

Rosas, que cierra el ranking general con un valor de 0,340, presenta cinco de sus seis dimensiones por debajo del valor de Madrid, configurando el perfil de menor atractivo inversor integral del municipio.

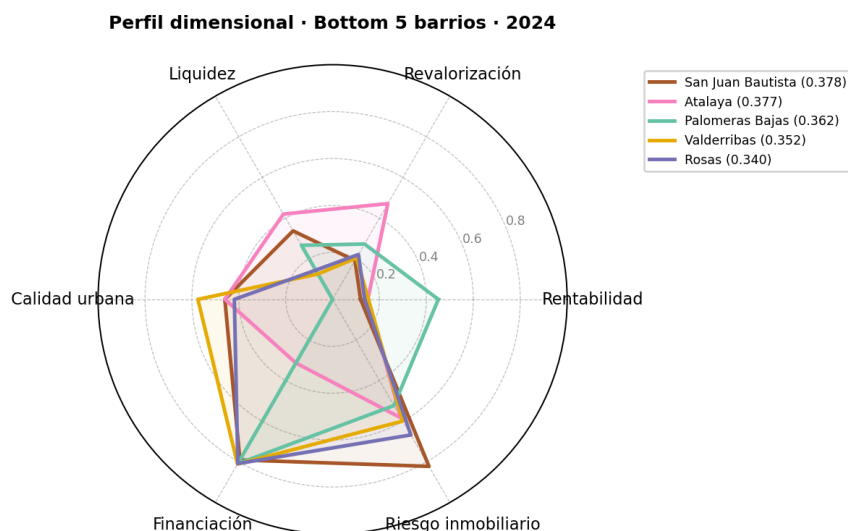


Figura 34. Perfil dimensional de los 5 barrios con menor valor del indicador en 2024. Fuente: Elaboración propia

El radar del bottom 5 en la Figura 34 confirma la debilidad generalizada de estos barrios, con polígonos significativamente más pequeños que los del top 5. Ninguno de los cinco presenta un perfil equilibrado, todos acumulan al menos dos dimensiones muy por debajo de las demás, generando formas asimétricas. Esta irregularidad refleja la ausencia de una estrategia inversora coherente en estos barrios, a diferencia del top 5, donde coexistían dos perfiles diferenciados, pero internamente consistentes, en el bottom 5 cada barrio presenta un patrón de debilidades distinto sin ninguna fortaleza compensatoria clara.

5.4 ANÁLISIS POR DISTRITO

La agregación del indicador a nivel de distrito permite identificar patrones territoriales más amplios y complementa el análisis de barrios individuales realizado en el apartado anterior. Los 21 distritos se han agrupado en tres niveles según su valor del indicador, determinados por terciles, que pueden observarse en la Figura 35.

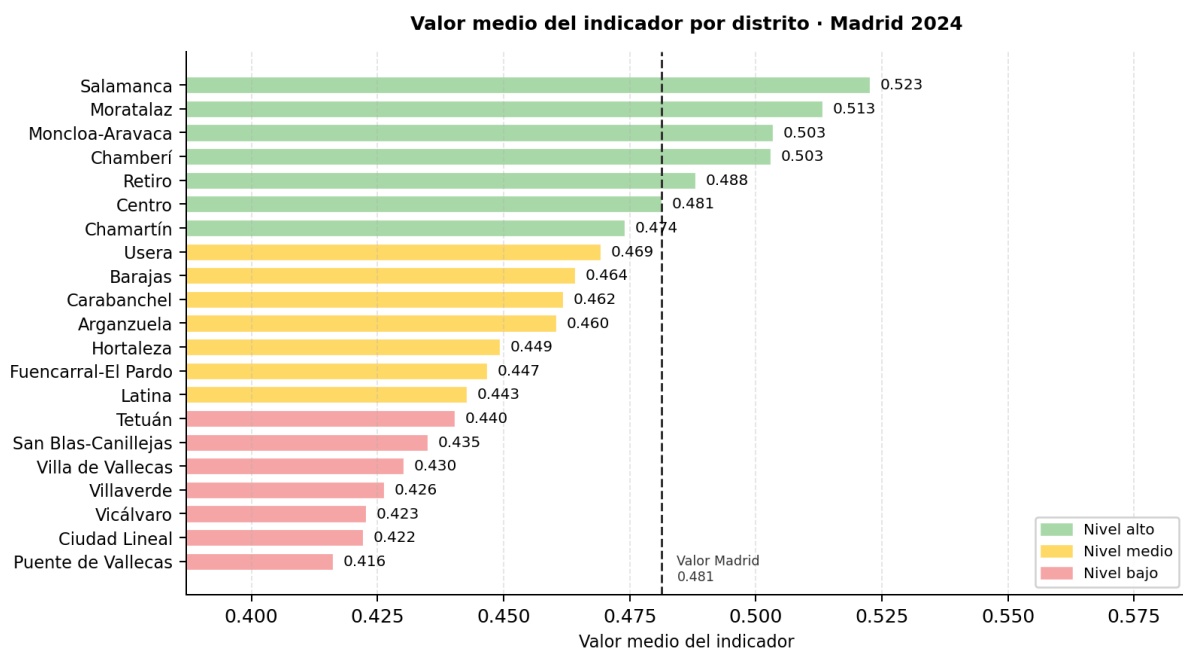


Figura 35. Valor medio del indicador por distrito en 2024. Fuente: Elaboración propia

El nivel alto está formado por siete distritos con valores superiores a 0,47: Salamanca lidera con 0,523, seguido de Moratalaz, Moncloa-Aravaca y Chamberí, Retiro, Centro y Chamartín. Este resultado es llamativo porque agrupa distritos de perfiles distintos, mientras Salamanca, Chamberí, Retiro y Centro son distritos del centro histórico con precios elevados y alta calidad urbana, Moratalaz destaca por ser un distrito periférico que alcanza el nivel alto gracias a una buena combinación de revalorización y rentabilidad.

El nivel medio agrupa siete distritos con valores entre 0,443 y 0,469: Usara, Barajas, Carabanchel, Arganzuela, Hortaleza, Fuencarral-El Pardo y La Latina. Se trata de distritos heterogéneos en cuanto a su localización y perfil socioeconómico, que comparten una posición intermedia en el indicador sin destacar especialmente en ninguna dirección.

El nivel bajo está formado por los siete distritos restantes con valores inferiores a 0,440: Tetuán, San Blas-Canillejas, Villa de Vallecas, Villaverde, Vicálvaro, Ciudad Lineal y Puente de Vallecas, que cierra el ranking distrital. Estos distritos se localizan predominantemente en el este y sureste de la ciudad, y comparten debilidades en revalorización y calidad urbana similares a las observadas en los barrios del bottom 10.

Cabe destacar que la diferencia entre el distrito más atractivo (Salamanca, 0,523) y el menos atractivo (Puente de Vallecas, 0,416) es de apenas 0,107 puntos, sensiblemente menor que la diferencia observada entre los barrios extremos (0,261 puntos). Esto refleja que la agregación

a nivel de distrito suaviza la heterogeneidad interna de cada zona, ocultando disparidades relevantes que solo son visibles a escala de barrio lo que refuerza la pertinencia de trabajar a este nivel de desagregación en el presente análisis.

Capítulo 6. CONCLUSIONES DEL ESTUDIO

La construcción de un indicador compuesto es, ante todo, un ejercicio de toma de decisiones. Cada elección metodológica, qué variables incluir; cómo normalizarlas; qué peso asignar a cada dimensión; cómo agregarlas, condiciona el resultado final y refleja una visión implícita sobre el fenómeno que se quiere medir. Este trabajo ha permitido comprobar que no existe una solución única ni objetiva, la elección entre media aritmética y geométrica, o entre pesos iguales y pesos derivados del AHP puede producir rankings diferentes.

El indicador construido en este trabajo aporta una visión del mercado inmobiliario madrileño que va más allá de lo que permite un análisis simple de rentabilidad por alquiler. Al integrar seis dimensiones: rentabilidad, revalorización, liquidez, calidad urbana, coste de financiación y riesgo inmobiliario; en una única medida sintética, el indicador es capaz de capturar perfiles inversores muy distintos y otorgarles un reconocimiento comparable en el ranking final. Un barrio como Zofío, con alta rentabilidad pero baja calidad urbana, y un barrio como Goya, con baja rentabilidad pero alta calidad urbana y bajo riesgo, obtienen valoraciones similares porque el indicador reconoce que ambos representan estrategias de inversión legítimas y viables, aunque dirigidas a perfiles de inversor distintos. Esta capacidad de síntesis multidimensional es, la principal aportación metodológica del trabajo.

Los resultados obtenidos han revelado varias conclusiones relevantes sobre el mercado inmobiliario madrileño. En primer lugar, la revalorización del precio de la vivienda emerge como el factor más determinante del atractivo inversor en 2024. En un contexto de subida sostenida de precios como el que ha vivido Madrid en los últimos años, la ganancia de capital ha desplazado al rendimiento por alquiler como motor principal de la inversión inmobiliaria. En segundo lugar, el indicador rompe con la percepción de que los barrios más caros son necesariamente los más atractivos para el inversor, la presencia de barrios del sur como Pavones, Zofío o Apóstol Santiago en las primeras posiciones del ranking evidencia que los precios más contenidos, cuando van acompañados de dinamismo en la revalorización, generan un atractivo inversor que los barrios de alto precio no siempre pueden igualar. En tercer lugar, la heterogeneidad del mercado madrileño a escala de barrio es muy superior a la que sugiere el análisis agregado por distrito, lo que refuerza la pertinencia de trabajar al nivel de desagregación más granular posible.

La vivienda es, en teoría, un activo de inversión accesible para cualquier ahorrador. En la práctica, sin embargo, presenta barreras de entrada que la alejan de la mayoría de los ciudadanos, requiere una inversión inicial muy elevada e implica costes de transacción significativos en el momento de la compra y la venta. A diferencia de otros activos financieros, no puede adquirirse de forma fraccionada ni diversificarse fácilmente con un capital limitado. El inversor inmobiliario medio en España no es, por tanto, el pequeño ahorrador, sino quien ya dispone de un patrimonio suficiente para asumir estas barreras, lo que convierte a la inversión inmobiliaria en un mecanismo que tiende a concentrar la riqueza en lugar de distribuirla.

Este último punto conduce a una reflexión que trasciende el ámbito estrictamente financiero. Algunos de los barrios que este indicador identifica como más atractivos para el inversor, son, barrios donde el acceso a la vivienda resulta difícil para sus propios residentes. La tensión entre la vivienda como activo de inversión y la vivienda como bien de primera necesidad es uno de los grandes retos sin resolver de la política económica española. España es uno de los países de la Unión Europea con mayor tasa de propietarios y, paradójicamente, uno de los que presenta una mayor crisis de accesibilidad residencial: los precios del alquiler han crecido en Madrid a un ritmo muy superior al de los salarios durante la última década, expulsando progresivamente a los hogares de renta media de los barrios mejor valorados. El indicador construido en este trabajo no ofrece soluciones a este problema, este no es su objetivo, pero sí lo ilumina desde una perspectiva cuantitativa, ciertos barrios con mayor atractivo inversor son aquellos donde la brecha entre el precio de mercado y la capacidad adquisitiva de la población residente es más pronunciada.

Finalmente, como limitaciones de este trabajo se puede mencionar que, el indicador se ha calculado únicamente para el año 2024, lo que impide analizar su evolución temporal y capturar los cambios en el atractivo de los barrios a lo largo de los ciclos del mercado. Además, la disponibilidad de datos homogéneos para todos los barrios y todos los años sigue siendo una limitación estructural de las fuentes estadísticas disponibles en España.

Futuras líneas de investigación podrían extender el indicador a una serie temporal, incorporar variables adicionales, aplicar técnicas de análisis espacial para capturar efectos de vecindad entre barrios, o replicar la metodología en otras ciudades españolas para establecer comparaciones. En todo caso, el presente trabajo aspira a demostrar que el análisis cuantitativo riguroso del mercado inmobiliario a escala subnacional es posible, reproducible y útil, tanto

para el inversor que busca optimizar sus decisiones como para el ciudadano y el responsable público que necesitan entender la realidad del mercado sobre el que actúan.

Capítulo 7. BIBLIOGRAFÍA

Ayuntamiento de Madrid | Banco de datos de Madrid. (s. f.). Recuperado 14 de abril de 2026, de https://servpub.madrid.es/CSEBD_WBINTER/arbol.html

Case, K., & Shiller, R. (1988). *The Efficiency of the Market for Single-Family Homes* (No. W2506; p. w2506). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w2506>

Clayton, J., MacKinnon, G., & Peng, L. (2008). *Time Variation of Liquidity in the Private Real Estate Market: Causes and Consequences.*

Compraventa de viviendas. Impuestos—Portal del Contribuyente del Ayuntamiento de Madrid. (s. f.). Recuperado 15 de abril de 2026, de <https://agenciatributaria.madrid.es/portales/contribuyente/es/Informacion-y-documentacion/Mas-informacion-de-interes-tributario/Compraventa-de-viviendas-Impuestos/?vgnnextfmt=default&vgnextoid=dceeda8924c8b010VgnVCM2000000c205a0aRCRD&vgnnextchannel=3c23e5bcc9c78710VgnVCM1000008a4a900aRCRD>

García-Montalvo, J. (2007). ALGUNAS CONSIDERACIONES SOBRE EL PROBLEMA DE LA VIVIENDA EN ESPAÑA. *Papeles de Economía Española*, (113), 138-153.

Idealista. (2025, marzo 22). *¿Cuánto cuesta mantener una casa en 2025? — Idealista/news.* <https://www.idealista.com/news/inmobiliario/vivienda/2025/03/22/833284-cuanto-cuesta-mantener-una-casa-los-gastos-anuales-y-mensuales>

KPMG Abogados. (2024). *Incentivos fiscales en las Ordenanzas fiscales del Ayuntamiento de Madrid para 2024: IAE e IBI.* <https://assets.kpmg.com/content/dam/kpmgsites/es/pdf/2024/01/incentivos-fiscales-ordenanzas-fiscales-ayuntamiento-madrid-2024-IAE-IBI.pdf>

Los gastos por la compra de una vivienda en 2026—Idealista/news. (2026, enero 20). <https://www.idealista.com/news/finanzas/hipotecas/2017/09/20/748073-los-gastos-e-impuestos-que-debes-afrontar-al-comprar-una-vivienda-tras-los-cambios-mas>

Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection. *The Journal of Finance*, 7(1), 77-91.

Nardo, M., Saisana, M., Saltelli, A., Tarantola, S., Hoffmann, A., & Giovannini, E. (2005). *Handbook on Constructing Composite Indicators: Methodology and User Guide* (OECD Statistics Working Papers) [OECD Statistics Working Papers]. <https://doi.org/10.1787/533411815016>

OECD (Ed.). (2008). *Handbook on constructing composite indicators: Methodology and user guide*.

Rosen, S. (1974). Hedonic Prices and Implicit Markets: Product Differentiation in Pure Competition. *Journal of Political Economy*, 82(1), 34-55. <https://doi.org/10.1086/260169>

Saaty, T. L. (1990). How to make a decision: The Analytic Hierarchy Process. *European Journal of Operational Research*, 9-26.

Taltavull de La Paz, P. (1996). *Construcción y vivienda en España, 1965-1995: Dos modelos de comportamiento del mercado inmobiliario* [Tesis Doctoral]. Universidad de Alicante.

Declaración de Uso de Herramientas de Inteligencia Artificial Generativa en Trabajos Fin de Grado

Por la presente, yo, Cristina Lao Navarro, estudiante de Business Analytics de la Universidad Pontificia Comillas al presentar mi Trabajo Fin de Grado titulado “Construcción de un Indicador Compuesto para Medir el Atractivo Inversor del Mercado Inmobiliario en Madrid”, declaro que he utilizado la herramienta de Inteligencia Artificial Generativa ChatGPT u otras similares de IAG de código sólo en el contexto de las actividades descritas a continuación:

1. **Referencias:** Usado conjuntamente con otras herramientas, como Science, para identificar referencias preliminares que luego he contrastado y validado.
2. **Interpretador de código:** Para realizar análisis de datos preliminares.
3. **Corrector de estilo literario y de lenguaje:** Para mejorar la calidad lingüística y estilística del texto.

Afirmo que toda la información y contenido presentados en este trabajo son producto de mi investigación y esfuerzo individual, excepto donde se ha indicado lo contrario y se han dado los créditos correspondientes (he incluido las referencias adecuadas en el TFG y he explicitado para que se ha usado ChatGPT u otras herramientas similares). Soy consciente de las implicaciones académicas y éticas de presentar un trabajo no original y acepto las consecuencias de cualquier violación a esta declaración.

Fecha: Abril 2026

Firma:

