

Artículo original

## Clasificación morfométrica de domos lunares mediante agrupamiento no supervisado y descriptores ortogonales

### Morphometric classification of lunar domes using unsupervised clustering and orthogonal descriptors

✉ Laura Daniela Jiménez-Prada<sup>1,\*</sup>, ✉ Javier Eduardo Suárez-Valencia<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Departamento de Geociencias, Universidad Nacional de Colombia, Sede Bogotá, Bogotá, Colombia

<sup>2</sup> Department of Geosciences, Universidad de Padua, Padua, Italia

#### Resumen

Los domos lunares registran señales de procesos volcánicos y térmicos superficiales y subsuperficiales, por lo que una clasificación morfométrica bien fundada facilita la interpretación de su génesis y aporta claves sobre la evolución térmica de la corteza lunar. En este estudio proponemos una nueva clasificación basada en descriptores morfológicos cuantificables obtenidos a partir de modelos digitales de elevación (*digital elevation model*, DEMs), parámetros morfométricos y análisis de imágenes. A diferencia de modelos previos, el método no recurre a estimaciones teóricas que pueden introducir incertidumbre en las clasificaciones. Se analizaron 26 domos, que comprenden los 16 domos intrusivos recopilados por **Lena et al.** (2013) y una selección representativa de 10 domos efusivos. Para la clasificación se emplearon propiedades geométricas (pendiente, altura, diámetro, volumen y área) y descriptores de Jacobi-Fourier (JFD) extraídos de imágenes en escala de grises. Se aplicaron métodos de agrupamiento no supervisado (K-means y Agglomerative Clustering) en la evaluación de 26 combinaciones con distintas complejidades de JFD y números de clústeres. La calidad de los agrupamientos se evaluó mediante índices internos (Silhouette, Calinski–Harabasz y Davies–Bouldin). El mejor resultado se obtuvo con Agglomerative Clustering sobre descriptores JFD  $2 \times 2$  con  $k=3$ , alcanzando métricas internas consistentes (Silhouette = 0,4280; CH = 17,06; DB = 0,8581). Los pares reducidos de momentos JFD (por ejemplo,  $|J_{(2,2),1,1}|$  y  $|J_{(2,2),1,2}|$ ) mostraron una gran capacidad de discriminación entre estilos volcánicos. Los agrupamientos reprodujeron parcialmente la clasificación de **Lena et al.** (2013), pero revelaron subtipos morfológicos intrusivos no considerados previamente, lo que sugiere que la morfometría superficial contiene señales relevantes sobre el modo de emplazamiento. Este enfoque metodológico ofrece una alternativa objetiva y replicable para clasificar geoformas sin depender de modelos teóricos ni de información espectral o composicional, y puede aplicarse a otros cuerpos planetarios o a diferentes formas volcánicas para apoyar estudios comparativos de evolución volcánica y térmica.

**Palabras claves:** Domos lunares; Momentos ortogonales; Agrupamiento no supervisado; Morfometría lunar.

#### Abstract

Lunar domes record signals of both surface and subsurface volcanic and thermal processes; therefore, a robust morphometric classification facilitates the interpretation of their genesis and provides insights into the thermal evolution of the lunar crust. Here, we propose a new classification based on quantifiable morphological descriptors derived from digital elevation models (DEMs), morphometric parameters, and image analysis. Unlike previous models, this method does not rely on theoretical estimates that may introduce uncertainty into the classifications. We analyzed 26 domes comprising the 16 intrusive domes compiled by **Lena et al.** (2013) and a representative selection of 10 effusive domes. For the classification, we used geometric properties (slope, height, diameter, volume, and area) and Jacobi–Fourier Descriptors (JFD) extracted from grayscale images. Unsupervised clustering methods (K-means and Agglomerative Clustering) were applied to evaluate 26 combinations with different JFD complexities and numbers of clusters. Cluster quality was assessed using internal indices (Silhouette, Calinski–Harabasz, and Davies–Bouldin).

**Citación:** Jiménez-Prada LD & Suárez-Valencia JE. Clasificación morfométrica de domos lunares mediante agrupamiento no supervisado y descriptores ortogonales. Revista de la Academia Colombiana de Ciencias Exactas, Físicas y Naturales. 50(195):510-525, abril-junio de 2026. doi: <https://doi.org/10.18257/racefyn.3304>

**Editor:** Santiago Vargas Domínguez

**\*Correspondencia:**

Laura Daniela Jiménez-Prada;  
[ljimenezpr@unal.edu](mailto:ljimenezpr@unal.edu)

**Recibido:** 26 de septiembre de 2025

**Aceptado:** 2 de enero de 2026

**Publicado en línea:** 20 de marzo de 2026



Este artículo está bajo una licencia de Creative Commons Reconocimiento-NoComercial-Compartir Igual 4.0 Internacional

The best result was obtained with Agglomerative Clustering using  $2 \times 2$  JFD descriptors and  $k=3$ , achieving consistent internal metrics (Silhouette = 0.4280; CH = 17.06; DB = 0.8581). Reduced pairs of JFD moments (e.g.,  $|J_{(2,2)1,1}|$  y  $|J_{(2,2)1,2}|$ ) showed strong discriminative power among volcanic styles. The resulting clusters partially reproduced the classification of **Lena et al.** (2013) but revealed intrusive morphological subtypes not previously recognized, suggesting that surface morphometry contains relevant signals regarding emplacement mechanisms. This methodological approach provides an objective and replicable alternative for classifying landforms without relying on theoretical models or spectral/compositional information, and it can be applied to other planetary bodies or volcanic landforms to support volcanic and thermal evolution comparative studies.

**Keywords:** Lunar domes; Orthogonal moments; Unsupervised clustering; Lunar morphometry.

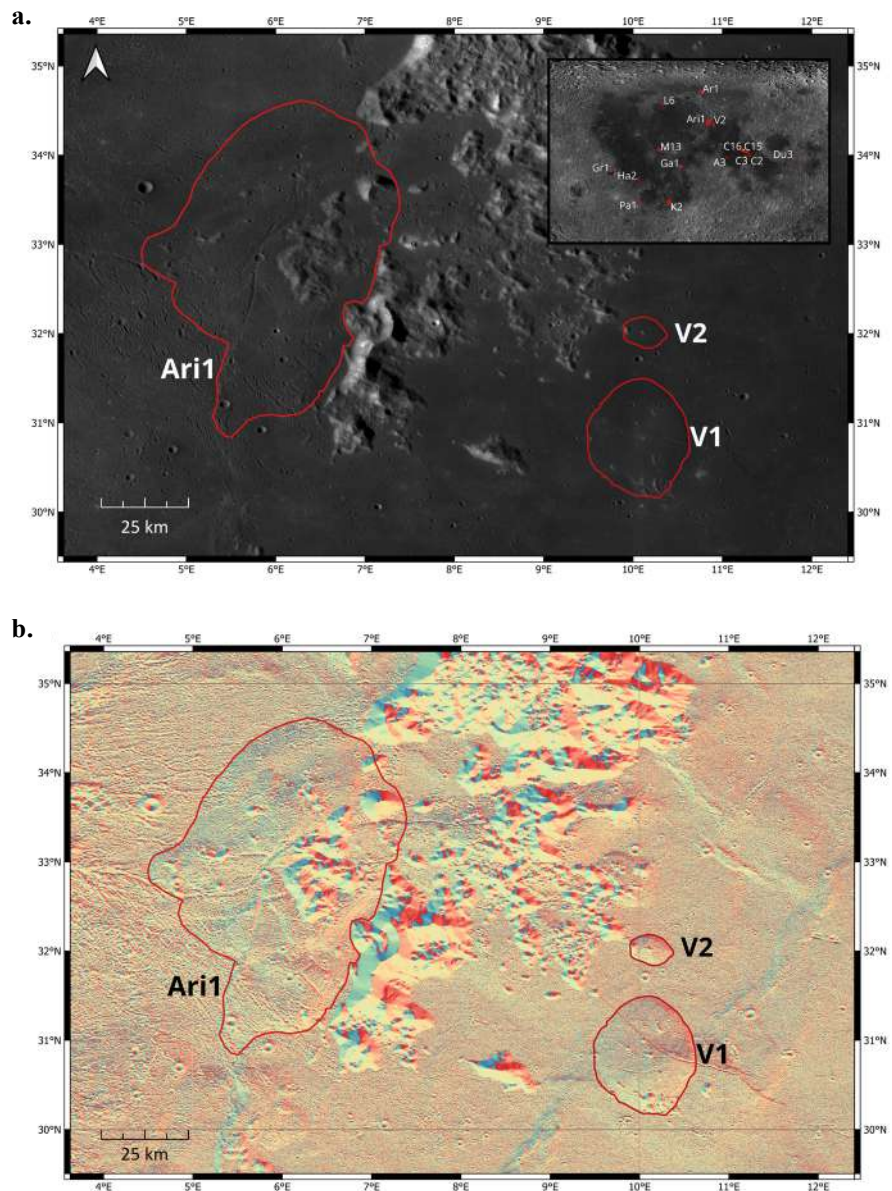
## Introducción

La Luna presenta una gran diversidad de geoformas volcánicas cuya clasificación ha sido objeto de estudio desde el auge de la exploración remota. Entre dichas geoformas los domos constituyen un conjunto morfológicamente diverso cuya clasificación sigue estudiándose. La mayoría se sitúa en los mares lunares, y se caracteriza por sus formas suaves y sus bajas altitudes, comparables a pequeños conos y lacolitos terrestres (**Schofield et al.**, 2021). Tradicionalmente, los domos se han dividido en efusivos, formados por lavas de baja viscosidad que fluyen hacia la superficie en forma de diques y generan erupciones o abultamientos en la superficie, y en intrusivos, generados por la intrusión subsuperficial de magma presurizado que no alcanza a salir a la superficie (**Lena et al.**, 2013; **Wilson & Head**, 1996). Estos últimos suelen carecer de respiraderos y, según los cálculos de **Lena et al.** (2013), presentan pendientes inferiores a  $0,9^\circ$ , contornos elongados y diámetros superiores a 10 km, en su mayoría, y con frecuencia están asociados a estructuras tectónicas extensivas, como fallas o surcos lineales (**Wöhler & Lena**, 2009). Según los nuevos cálculos de **Suárez-Valencia y Rossi** (2023), las pendientes oscilan entre  $2,1^\circ$  y  $5,1^\circ$ , y los diámetros entre 5,8 y 116,9 km. Algunos ejemplos representativos de posibles domos intrusivos se ilustran en la **Figura 1**, en conjunto con una vista general de todos los domos analizados. Cabe aclarar que en el presente estudio se implementaron únicamente los valores reportados por **Lena et al.** (2013), dado que fueron quienes propusieron una clasificación a partir de sus resultados.

La clasificación de domos volcánicos lunares ha evolucionado considerablemente desde los primeros esfuerzos sistemáticos del siglo XX. En uno de los trabajos pioneros Westfall (citado por **Lena et al.**, 2013) propuso en 1964 una clasificación visual basada en la forma y el perfil aparente de los domos, reconociendo tres tipos morfológicos principales: tipo A, domos altos y redondeados; tipo B, domos bajos y extensos, y tipo C, domos con flancos más empinados o bordes colapsados. Aunque esta aproximación carecía de una base cuantitativa, sentó un precedente para el análisis morfológico sistemático a partir de observaciones telescópicas (**Lena et al.**, 2013).

Décadas más tarde, la Association of Lunar and Planetary Observers (ALPO) y la British Astronomical Association (BAA) elaboraron un catálogo recopilado en los años 60 que incluye 713 domos lunares (Jamieson y Phillips, 1992; citados por **Lena et al.**, 2013). Este conjunto de observaciones constituyó una base empírica de gran valor, que permitió sustentar estudios posteriores de clasificación y distribución espacial de domos.

Con el desarrollo de sensores orbitales y la generación de modelos digitales de elevación (DEM) de alta resolución, se abrió la posibilidad de caracterizar cuantitativamente la geometría de estas estructuras. En este marco, **Wöhler y Lena** (2009) propusieron un esquema de clasificación morfométrica para domos intrusivos basado en parámetros geométricos y en el modelo lacolítico de **Kerr y Pollard** (1998). Posteriormente, **Lena et al.** (2013) retomaron y ampliaron este enfoque en el marco de un estudio más general, diferenciando entre domos efusivos e intrusivos a partir de criterios geométricos y genéticos adaptados a las particularidades de cada tipo.



**Figura 1.** Vista de los domos intrusivos Ari1, V1 y V2 sobre el mosaico global WAC. En la esquina superior derecha se muestra una vista general de todos los domos analizados.

Para los domos intrusivos, el enfoque se basó en parámetros morfométricos como la altura, la pendiente media, el diámetro y el volumen, complementados con variables derivadas del modelo de intrusión de **Kerr y Pollard (1998)**. Este modelo lacolítico considera la deformación elástica del techo suprayacente ante la presión de un cuerpo magmático intrusivo y permite estimar la profundidad del cuerpo ( $d$ ), el espesor de la capa basáltica suprayacente ( $h_1$ ) y la presión máxima del magma ( $p_0$ ). Estas estimaciones facilitaron la definición de tres clases (In1, In2 e In3), diferenciadas por su régimen de intrusión (**Tabla 1S**, <https://www.racefyn.co/index.php/racefyn/article/view/3304/5310>).

Por su parte, los domos de origen efusivo, como los ubicados en la región de Cauchy (**Figura 1S**, <https://www.racefyn.co/index.php/racefyn/article/view/3304/5310>), se clasificaron con base en un conjunto más amplio y diverso de atributos que incluyen no solo propiedades morfométricas sino también descriptores espectrales (como la razón de reflectancia  $R_{415}/R_{750}$ )

y parámetros reológicos como la tasa de efusión, la duración de la actividad volcánica y la viscosidad, calculados a partir de modelos de flujo en canales magmáticos (**Tabla 2S**, <https://www.raccefyn.co/index.php/raccefyn/article/view/3304/5310>).

Para explorar la estructura del conjunto de datos y definir agrupamientos significativos, **Lena et al.** (2013) aplicaron un análisis de componentes principales, reduciendo las ocho variables iniciales a un subespacio de tres componentes principales (P1, P2, P3), el cual retuvo aproximadamente el 87 % de la varianza total. En este sistema transformado, los domos efusivos mostraron agrupamientos claramente distinguibles, lo que permitió una clasificación multivariable sólida que integra coherentemente forma, composición y dinámica del flujo.

Esta asimetría metodológica, junto con la dependencia de supuestos teóricos en el caso de los domos intrusivos, plantea limitaciones importantes para la reproducibilidad y comparabilidad de ambos esquemas (**Lena et al.**, 2013). Además, la carencia de datos espectrales o composicionales verificables en muchos domos intrusivos dificulta la aplicación directa de esquemas mixtos como el propuesto para los efusivos (**Lena et al.**, 2013).

En este contexto, en el presente estudio se propone una estrategia alternativa de clasificación basada exclusivamente en propiedades observables y cuantificables a partir fotografías de superficie y modelos digitales de elevación (DEM) de alta resolución. Se utilizaron los parámetros morfométricos de pendiente, altura, volumen y diámetro recopilados por **Lena et al.** (2013), y medidas de área y descriptores de Jacobi-Fourier derivados de imágenes DEM. Los descriptores de Jacobi-Fourier (JFD) se seleccionaron como herramienta de caracterización porque permiten capturar patrones espaciales complejos directamente desde imágenes en escala de grises, sin necesidad de binarización ni segmentación. A diferencia de los momentos invariantes clásicos, que están diseñados para imágenes binarias y tienden a perder detalles internos de forma, los JFD ofrecen mayor fidelidad para representar estructuras topográficas como los domos lunares (**Toxqui**, 2010).

Mediante técnicas de agrupamiento no supervisado, específicamente los métodos K-means y Agglomerative Clustering, se pudieron identificar patrones emergentes en la geometría superficial de los domos (**Karthikeyan et al.**, 2020). Los resultados se evaluaron utilizando métricas de calidad internas (Silhouette, Calinski-Harabasz y Davies-Bouldin) y se contrastaron con clasificaciones morfológicas previas (**Ikotun et al.**, 2025). La propuesta busca construir categorías morfológicas sólidas que reflejen diferencias geométricas y que podrían aportar claves sobre la evolución intrusiva o efusiva de estos cuerpos.

El algoritmo K-means es uno de los métodos de particionamiento más utilizados en análisis no supervisado debido a su simplicidad computacional y a su capacidad para manejar grandes volúmenes de datos. Este método no jerárquico se basa en la minimización iterativa de la distancia entre cada punto y el centroide del clúster al que pertenece, generando particiones esféricas en el espacio de características. Aunque su desempeño depende de la inicialización y del número de clústeres predefinido, su eficiencia lo ha convertido en una herramienta ampliamente adoptada en ciencias planetarias. Se ha sido aplicado, por ejemplo, para clasificar espectros estelares y galácticos en grandes bases de datos astronómicas (**Tian et al.**, 2025), y para determinar unidades de reflectancia en imágenes lunares de alta resolución (**Chuang et al.**, 2022). En el contexto lunar, K-means ha demostrado ser especialmente útil para segmentar superficies con variaciones sutiles de albedo o textura, permitiendo distinguir unidades geológicas que no son evidentes mediante inspección visual.

Por su parte, Agglomerative Clustering pertenece a la familia de métodos jerárquicos y construye agrupamientos mediante un proceso en el que cada elemento inicia como un clúster independiente y se fusiona progresivamente con sus vecinos más similares según un criterio de enlace (promedio, centroide, mediana, entre otros) (**Cañón-Tapia & Jacobo-Bojórquez**, 2022). A diferencia de K-means no requiere especificar el número de clústeres *a priori* y puede capturar estructuras de forma arbitraria, lo que lo hace especialmente adecuado para datos con geometrías complejas o distribuciones no esféricas (**Lemus**, 2023). Este tipo de algoritmos se ha empleado con éxito en estudios planetarios recientes, por

ejemplo, **Cañón-Tapia & Jacobo-Bojórquez** (2022) lo utilizaron para identificar grupos espaciales de respiraderos volcánicos en Marius Hills, revelando patrones de alineamiento y zonas de acumulación magmática no evidentes mediante métodos tradicionales.

## Datos y metodología

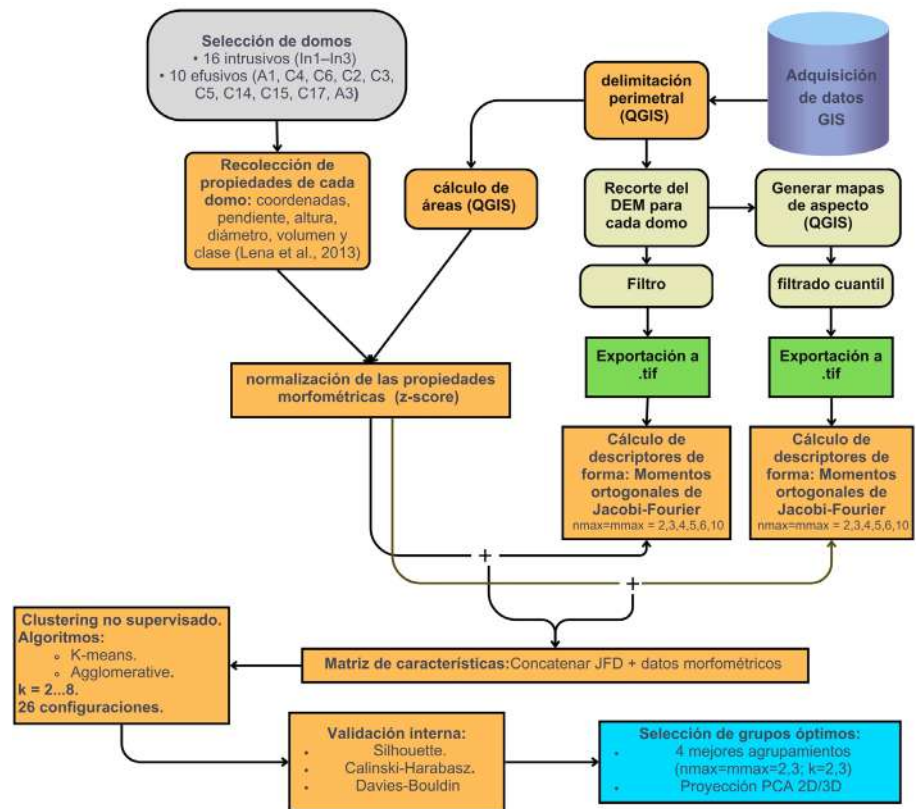
### Selección de domos y parámetros morfométricos

En el estudio se seleccionaron los 16 domos intrusivos propuestos por **Lena et al.** (2013), además de un subconjunto de 10 domos efusivos elegidos de forma representativa entre diferentes clases, distribuidos de la siguiente manera: tres de la clase A (A1, C4, C6), seis de la clase C (C2, C3, C5, C14, C15, C17) y uno de la clase D (A3 “Arago β”). Se usaron domos extrusivos con el fin de evitar posibles sobreajustes y así contar con un amplio rango morfológico de datos y facilitar las comparaciones entre estilos volcánicos contrastantes.

A partir de la información encontrada en la bibliografía, se recopilaron y estandarizaron cinco propiedades morfométricas claves: pendiente media, diámetro, altura, volumen y área proyectada (**Tabla 1**). Los cuatro primeros parámetros se tomaron de las tablas de **Lena et al.** (2013), en tanto que las áreas se calcularon con el *software* QGIS, delimitando manualmente los perímetros de cada domo sobre un modelo digital de elevación lunar.

**Tabla 1.** Propiedades morfométricas de 10 domos efusivos seleccionados de manera representativa entre distintas clases y de los 16 domos intrusivos candidatos de las clases In1-In3 según se presenta en **Lena et al.** (2013). En rojo aparecen los valores aproximados de acuerdo con sus respectivas incertidumbres. Las celdas de color naranja corresponden a los domos efusivos, mientras que las columnas de color naranja claro indican los valores normalizados.

Domo	Edad_ numérica	Latitud lunar (°)	Diametro normalizado	Área norm	Altura norm	Volumen norm	Pendiente norm	Pendiente (°)	D (km)	Área calculada con QGIS (°^2)	h (m)	V (km³)	Clase (Lena et al., 2013)
K2	2	-28,3	2,4399893	2,5173179	-0,6617824	0,9756427	-1,5507038	0,15	51,00	4,57112276	55	37,0	In1
Ga1	1	-0,75	0,8129324	0,4549139	0,9108403	1,5899174	-0,2491138	0,57	30,00	1,46991639	140	50,0	In1
V1	1	30,7	0,8129324	0,2330945	0,7258259	1,2119022	-0,3110943	0,55	30,00	1,13636977	130	42,0	In1
M13	13	11,68	0,6424789	0,5059484	0,1707826	-0,0638991	-0,7449576	0,41	27,80	1,54665619	100	15,0	In1
Ar1	1	55,71	1,0453691	0,6228772	-0,3842608	0,2668642	-1,2408014	0,25	33,00	1,72248025	70	22,0	In2
Gr1	1	-4,45	1,2778058	-0,0719591	1,2808692	2,7712149	-0,0941626	0,62	36,00	0,67766530	160	75,0	In1
Ari1	1	33,28	2,6724260	3,7610667	-0,1067391	2,2041921	-1,3337721	0,22	54,00	6,44132952	85	63,0	In1
Ha2	2	-10,57	0,1156224	-0,1609557	-0,1067391	-0,2056548	-0,4040650	0,52	21,00	0,54384245	85	12,0	In1
C11	11	11,06	-0,5661919	-0,4614274	-0,2917535	-0,4702654	0,1537593	0,70	12,20	0,09202752	75	6,4	In2
C16	16	11,95	-0,2717721	-0,3664356	-0,0142319	-0,4419143	0,2467300	0,73	16,00	0,23486527	90	7,0	In2
Pa1	1	-26,63	-0,4654694	-0,1448233	-0,5692752	-0,5694944	-0,4660455	0,50	13,50	0,56810035	60	4,3	In2
L6	6	47,08	-0,7366455	-0,2693867	0,0782753	-0,7017998	0,1537593	0,70	10,00	0,38079623	95	1,5	In2
V2	2	31,89	-0,6591666	-0,4399139	-0,1992463	-0,6828990	0,5256421	0,82	11,00	0,12437711	80	1,9	In3
Du3	3	5,45	-0,6049314	-0,4248407	-0,0142319	-0,6309219	0,7115835	0,88	11,70	0,14704242	90	3,0	In3
C9	9	7,06	-0,4809652	-0,4992582	-1,4018402	-0,7490517	-1,6126843	0,13	13,30	0,03514197	15	0,5	In3
C10	10	10	-0,0238397	-0,4939356	-0,7542896	-0,3001586	-1,0858502	0,30	19,20	0,04314534	50	10,0	In3
A1	1,00	7,70	-1,0775527	-0,5101574	-0,8467969	-0,7585020	0,7115835	0,88	5,60	0,01875297	45	0,3	A
A3	3,00	6,24	0,3170675	-0,4725839	3,3160281	1,1126732	2,0131735	1,30	23,60	0,07525162	270	39,9	D
C2	2,00	7,23	-0,5661919	-0,4678982	0,6333187	-0,4230135	1,6103004	1,17	12,20	0,08229745	125	7,4	C2
C3	3,00	7,58	-0,1942932	-0,4412513	1,8359125	-0,2056548	1,9511930	1,28	17,00	0,12236606	190	12,0	C2
C4	4,00	8,41	-0,4809652	-0,4550379	-0,7542896	-0,6214715	-0,6829771	0,43	13,30	0,10163534	50	3,2	A
C5	5,00	10,56	-0,6514187	-0,4742397	0,1707826	-0,5175173	1,1764371	1,03	11,10	0,07276185	100	5,4	C2
C6	6,00	10,76	-0,9148470	-0,4911645	-0,7542896	-0,7254257	0,2777202	0,74	7,70	0,04731223	50	1,0	A
C14	14,00	10,62	-0,9690822	-0,5005688	-0,8467969	-0,7348761	0,2467300	0,73	7,00	0,03317121	45	0,8	C
C15	15,00	11,76	-0,5042088	-0,4471078	-0,6617824	-0,6025708	-0,5280260	0,48	13,00	0,11355975	55	3,6	C
C17	17,00	32,44	-0,9690822	-0,5022729	-0,7542896	-0,7273158	0,5256421	0,82	7,00	0,03060876	50	1,0	C



**Figura 2.** Diagrama de flujo metodológico que resume la secuencia de pasos desde la adquisición de datos hasta el análisis de agrupamientos óptimos

Todos los valores se normalizaron (z-score) para facilitar su comparación y evitar el sesgo por diferencias de escala. Se generaron gráficos exploratorios bivariados de volumen vs. diámetro, diámetro vs. área, y área vs. volumen (todos normalizados) para visualizar las tendencias geométricas y los contrastes entre domos. En la **Figura 2** puede verse un diagrama de flujo con la metodología usada en este trabajo.

### Obtención y procesamiento de DEM

Se utilizaron DEM en escala de grises para representar la topografía de cada domo. Las imágenes se extrajeron del modelo digital de elevación lunar “Moon LRO LOLA - SELENE Kaguya TC DEM Merge 60N60S 59m”, disponible públicamente a través del portal del USGS Astropedia. Este producto es la unión de múltiples DEM derivados de las sondas Kaguya y Lunar Reconnaissance Orbiter (LRO); cuenta con una resolución de 59 m/píxel, una cobertura global y una estandarización para evitar discrepancias entre los datos individuales (LOLA Team & Kaguya Team, 2015). Dada la consistencia de la capa, fue posible comparar los domos a pesar de la distancia entre ellos.

Sobre este mapa se delimitaron manualmente los perímetros individuales de cada domo en QGIS, seleccionando porciones del DEM que abarcaban completamente su contorno, definido utilizando el aspecto, un parámetro que muestra la dirección de la pendiente. Dado que los domos no son excesivamente grandes (>30 km), los efectos topográficos regionales se ignoraron. Posteriormente, se creó una capa virtual para limitar la parte inferior del domo consistente en una superficie plana que se cierra en el borde del domo, lo que permitió calcular el volumen de las estructuras. Por último, se exportaron las imágenes como archivos tipo TIFF, los cuales representan exclusivamente el relieve asociado a cada geoforma. Estas imágenes se utilizaron como insumo para el análisis de forma superficial mediante momentos ortogonales.

Siguiendo la metodología de **Suárez-Valencia (2025)**, se generaron mapas de aspecto para cada domo a partir de los DEM recortados utilizando el algoritmo nativo de “orientación de pendiente” en QGIS. Estos mapas reflejan la dirección predominante de las laderas y capturan información complementaria sobre la textura y organización estructural del relieve, lo cual resulta útil para la identificación de domos pequeños (**Figura 2S**, <https://www.raccefyn.co/index.php/raccefyn/article/view/3304/5310>).

### **Cálculo de descriptores de forma: momentos ortogonales de Jacobi-Fourier**

Para caracterizar cuantitativamente la geometría superficial de cada domo a partir de sus imágenes DEM, se emplearon descriptores de Jacobi-Fourier (JFD). Estos descriptores han demostrado ser especialmente eficaces en la extracción de patrones espaciales a partir de imágenes en escala de grises, ya que preservan más información que los momentos invariantes clásicos, que están optimizados principalmente para imágenes binarias (**Toxqui, 2010**).

Los momentos JFD se construyen mediante la combinación de polinomios ortogonales de Jacobi y funciones trigonométricas complejas, aplicada en un dominio discreto y polar, lo que permite una descomposición eficiente de la imagen en componentes espaciales que reflejan la distribución radial y angular del relieve.

Se calculó un conjunto de momentos JFD para cada domo a partir de dos tipos de imágenes: por un lado, las imágenes DEM originales (elevación) y, por otro lado, sus correspondientes mapas de aspecto (orientación de pendientes). Para cada imagen se obtuvieron descriptores utilizando valores de orden máximo y repetición angular ( $n_{max}, m_{max}$ ) de 2, 3, 4, 5, 6 y 10, con lo que se generaron vectores con características de diferente complejidad. A diferencia de otros descriptores invariantes que requieren binarización de la imagen, los descriptores JFD permiten trabajar directamente con la intensidad de los píxeles de una imagen monobanda, lo cual preserva las variaciones internas de elevación del domo y su morfología global con mayor fidelidad. Esto es especialmente relevante en el presente estudio, dado que las imágenes .tif utilizadas fueron exportadas directamente desde QGIS en escala de grises.

Matemáticamente, los descriptores JFD se expresan como:

$$J_{n,m} = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} f(x,y) J_n^{(\alpha,\beta)}(\rho) e^{-im\theta},$$

donde N y M son los números de filas y columnas de la imagen, respectivamente;  $f(x,y)$  representa la intensidad de la imagen en las coordenadas cartesianas  $(x,y)$ ;  $\rho$  y  $\theta$  son las coordenadas polares normalizadas;  $J_n^{(\alpha,\beta)}(\rho)$  son los polinomios de Jacobi de orden radial  $n$  con parámetros  $\alpha, \beta$ ; y  $e^{-im\theta}$  introduce la componente de Fourier angular de orden  $m$ . Un estudio más detallado sobre la consistencia de estos descriptores, en el que se evaluó su utilidad bajo condiciones de distorsión como cambios de contraste, rotación, escala y traslación, se presenta en **Toxqui (2010)**.

Los vectores de momentos obtenidos para cada domo fueron luego combinados con las propiedades morfométricas estandarizadas (pendiente, altura, diámetro, volumen y área), formando una matriz de características que sirvió como base para el análisis de agrupamiento.

### **Análisis de agrupamiento**

Con el fin de establecer una clasificación objetiva y reproducible basada en la expresión superficial de los domos, se aplicaron técnicas de agrupamiento no supervisado al conjunto de descriptores conformado por momentos JFD y las propiedades morfométricas asociadas a cada domo.

Se evaluaron dos algoritmos clásicos de agrupamiento:

- K-means clustering, basado en particiones esféricas optimizadas por distancia euclídea (**Karthikeyan et al., 2020**). En su implementación se emplearon los parámetros por defecto de scikit-learn, es decir, el método de inicialización *k-means++*, con `n_init = 10` reinicios independientes y un máximo de 300 iteraciones, fijando la métrica de similitud en la distancia euclídea.

- Agglomerative clustering, un método jerárquico que agrupa elementos de abajo hacia arriba (*bottom-up*) con base en distancias entre conglomerados (Karthikeyan *et al.*, 2020). Se empleó el criterio de enlace de vinculación completa (*complete linkage*) también con la distancia euclídea como métrica de similitud.

En todos los casos, el conjunto de entrada estuvo compuesto por los vectores obtenidos al concatenar los momentos JFD derivados de imágenes DEM con sus correspondientes propiedades morfométricas normalizadas (pendiente, altura, diámetro, volumen y área). Tanto los momentos JFD como las variables morfométricas fueron estandarizados mediante StandardScaler, de modo que todas las características tuvieran igual ponderación relativa en los algoritmos de agrupamiento. Esta combinación se eligió tras una exploración comparativa preliminar en la que se evaluaron descriptores derivados tanto de DEM como de mapas de aspecto, siendo los primeros los que ofrecieron mejores resultados en términos de cohesión interna y separación entre grupos.

Para los JFD extraídos a partir de los DEM, se exploraron diferentes configuraciones de complejidad variando los parámetros ( $n_{max}, m_{max}$ ) entre 2 y 10. Cada configuración generó un número de coeficientes igual a  $n_{max} \times m_{max}$ , que al combinarse con las cinco variables morfométricas dieron lugar a vectores de entrada de dimensiones entre 9 y 105. Cada conjunto combinado se evaluó mediante los dos métodos de agrupamiento no supervisado descritos anteriormente (K-means y Agglomerative), considerando un rango de 2 a 8 clústeres posibles.

Se generaron 26 resultados de agrupamiento, cuyas configuraciones fueron comparadas utilizando tres métricas de validación interna (Ikotun *et al.*, 2025): el índice de Silhouette (medida de cohesión y separación entre clústeres); el índice de Calinski-Harabasz (razón entre dispersión intergrupo e intragrupo), y el índice de Davies-Bouldin (relación entre compactación interna y separación entre grupos, en el que los valores más bajos son mejores).

Tras esta evaluación comparativa, se identificaron los cuatro agrupamientos con mejor rendimiento, todos ellos obtenidos con valores bajos de ( $n_{max} = m_{max} = 2$  o 3). Para facilitar su interpretación, se aplicó un análisis de componentes principales (PCA) a estos cuatro resultados, lo que permitió representar los clústeres resultantes en espacios bidimensionales y tridimensionales, conservando la mayor proporción posible de la varianza explicada.

## Resultados

Los resultados muestran que, incluso sin recurrir a información espectral o teórica, es posible distinguir agrupamientos significativos entre domos con base en su morfología y en su geometría superficial capturada digitalmente. Los resultados se presentan en detalle a continuación.

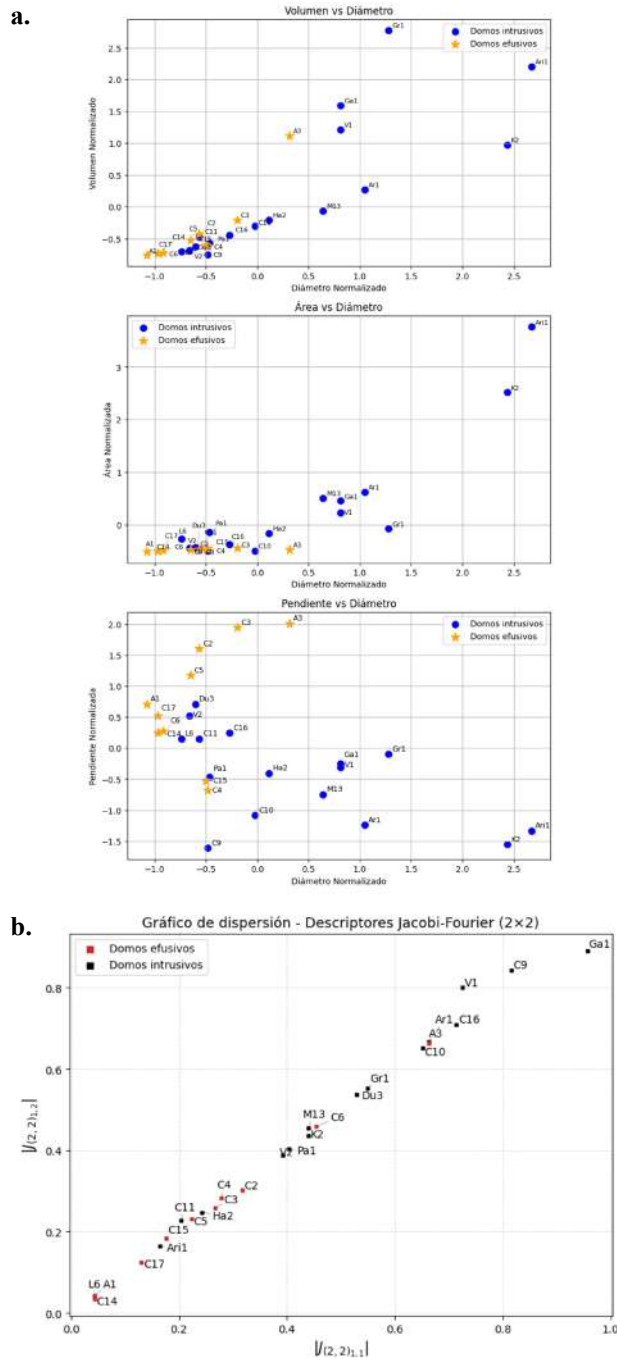
### *Análisis morfométrico*

Antes de aplicar los métodos de agrupamiento no supervisado, se hizo una exploración preliminar de las relaciones entre las propiedades morfométricas normalizadas (diámetro, área, volumen y pendiente) mediante gráficos de dispersión bivariados. Esta inspección visual reveló agrupamientos coherentes entre los domos efusivos e intrusivos previamente clasificados por Lena *et al.* (2013), especialmente al comparar el diámetro con el volumen, el área y la pendiente (Figura 3a).

Por ejemplo, los domos intrusivos se concentraron en la parte superior derecha del gráfico *Área vs. Diámetro*, evidenciándose los diámetros como áreas normalizadas más altas. En el gráfico *Volumen vs. Diámetro*, se observó una clara correlación positiva, en la que los domos intrusivos también presentaron mayores volúmenes relativos. En contraste, en el gráfico *Pendiente vs. Diámetro*, los domos efusivos tendieron a agruparse en la zona de pendientes más altas y diámetros pequeños, lo que concuerda con la clasificación espectral y morfológica de clases como las B1, C1 o G descritas por Lena *et al.* (2013).

**Separación con descriptores JFD**

Posteriormente, se calcularon momentos ortogonales de Jacobi-Fourier a partir de imágenes DEM para cada domo. Entre los momentos obtenidos, un análisis exploratorio de los componentes  $J_{2,2}$  reveló que ciertos pares de descriptores presentaban una notable capacidad para discriminar entre domos efusivos e intrusivos. En particular, los descriptores  $|J_{(2,2)1,1}|$  y  $|J_{(2,2)1,2}|$  mostraron una separación gradual pero consistente entre los domos



**Figura 3. a.** Gráficos de dispersión. **b.** Gráfico de dispersión de los descriptores  $|J(2, 2)_{nm}|$ ;  $n = 1$  ;  $m = 1$  y  $|J(2, 2)_{nm}|$ ;  $n = 1$  ;  $m = 2$

intrusivos (negro) y efusivos (rojo), siguiendo una clara tendencia lineal (**Figura 3b**). Este comportamiento sugiere que incluso un subconjunto reducido de descriptores JFD puede capturar con precisión diferencias morfológicas relevantes.

Para facilitar la interpretación morfológica de los agrupamientos resultantes, se organizó una tabla con los valores normalizados de diámetro y volumen y los momentos JFD más discriminantes ( $|J_{(2,2),1}|$  y  $|J_{(2,2),2}|$ ), junto con la etiqueta del clúster asignado a cada domo en el mejor agrupamiento (**Tabla 3S**, <https://www.raccefyn.co/index.php/raccefyn/article/view/3304/5310>). Esta consolidación permitió vincular directamente las métricas morfométricas con los patrones de agrupamiento identificados por los algoritmos no supervisados.

### **Agrupamientos óptimos**

Se aplicaron métodos de agrupamiento no supervisado sobre combinaciones de propiedades morfométricas y descriptores JFD, variando los parámetros ( $n_{max} = m_{max}$  entre 2 y 10), el número de clústeres ( $k = 2$  a 8) y el tipo de algoritmo (K-means o Agglomerative). Se evaluaron 26 configuraciones usando tres índices de calidad interna (Silhouette, Calinski-Harabasz y Davies-Bouldin), y se seleccionaron los cuatro mejores resultados, los cuales se resumen en la **Tabla 2**.

En todos los casos se aplicó el análisis de componentes principales (PCA) para proyectar los datos a dos y tres dimensiones, como se muestra en la **Figura 4**. Se evidenció una segmentación clara en por lo menos dos grupos bien definidos, en los que los domos intrusivos tendieron a agruparse y separarse de la mayoría de los domos efusivos. El tercer grupo, presente en configuraciones con  $k = 3$ , correspondió a domos intrusivos con descriptores particulares.

El caso con mejores parámetros de calidad fue el correspondiente al uso de descriptores JFD (2×2) con Agglomerative Clustering para  $k=3$ . En este agrupamiento (**Figura 5a**), se observó una clara separación gradual entre los domos efusivos e intrusivos, sin que dicha división se hubiera impuesto explícitamente.

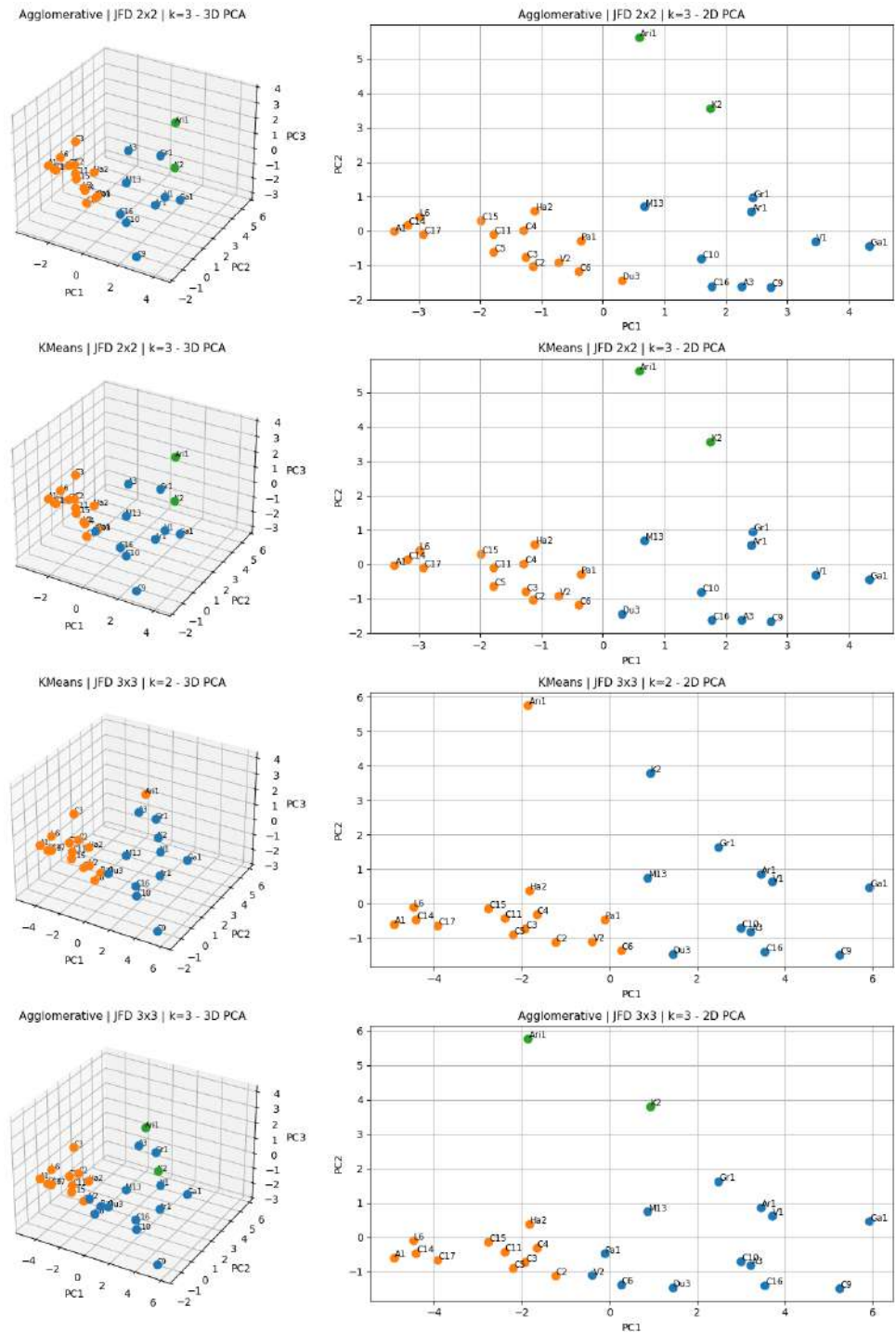
Con el fin de caracterizar cuantitativamente los clústeres obtenidos en el mejor resultado de agrupamiento (Agglomerative | JFD 2×2 |  $k = 3$ ), se analizaron las distribuciones del diámetro y el volumen normalizados para cada grupo. La **Figura 5b** muestra dos diagramas de caja en los que se evidencia una clara separación entre clústeres. El grupo 2 presenta valores consistentemente más altos de diámetro y volumen. En cambio, el clúster 1 contiene domos de menor tamaño y menor volumen, y el clúster 0 ocupa una posición intermedia, pero con mayor dispersión interna. Esta estratificación morfométrica respalda la utilidad de los momentos ortogonales Jacobi-Fourier en la identificación de patrones de forma relacionados con la escala y la expresión geométrica de los domos.

### **Caracterización morfométrica de los grupos identificados**

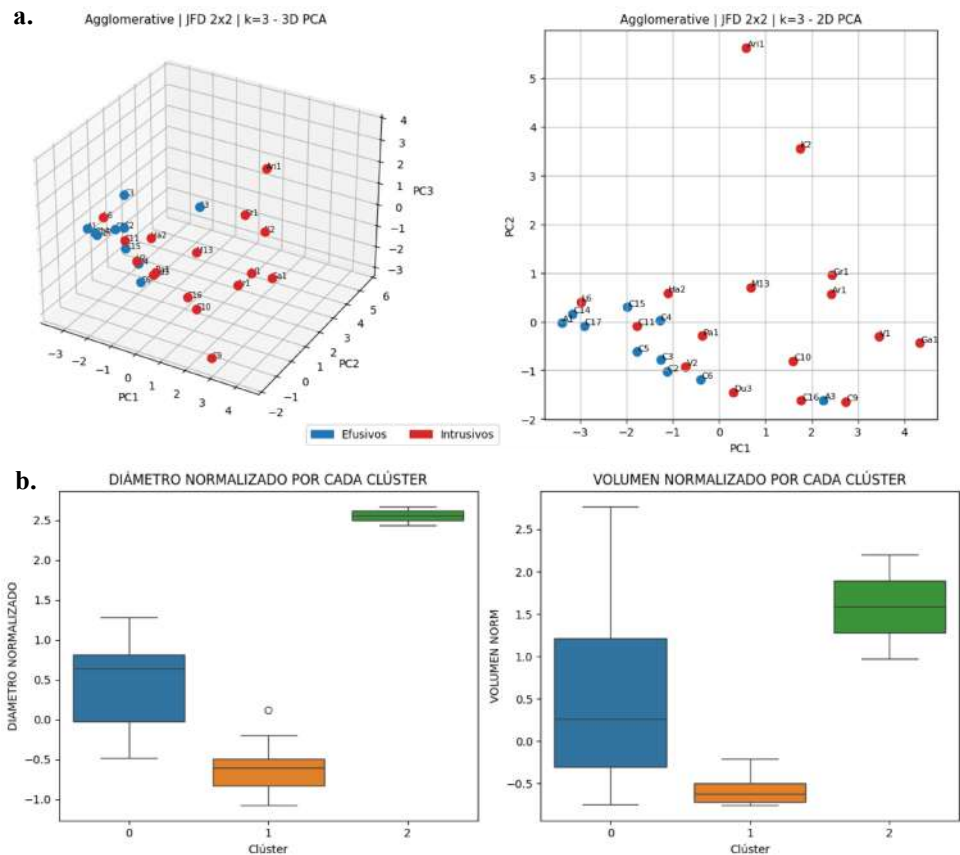
El análisis conjunto de los valores normalizados de diámetro y volumen permitió identificar patrones distintivos dentro de los clústeres resultantes del mejor agrupamiento (Agglomerative | JFD 2×2 |  $k = 3$ ). La **Figura 5b** muestra que los grupos difieren no solo en el espacio de los descriptores JFD, sino también en variables físicas clave.

**Tabla 2.** Resultados de los cuatro mejores agrupamientos

ID	n_clusters (k)	Silhouette	Calinski-Harabasz	Davies-Bouldin	Método	Fuente de descriptores	$n_{max} = m_{max}$
1	3	0,4280	17,06	0,8581	Agglomerative	JFD (DEM)	2
2	3	0,4132	17,14	0,8570	K-means	JFD (DEM)	2
3	2	0,4098	23,77	0,9057	K-means	JFD (DEM)	3
4	3	0,4086	18,64	0,7750	Agglomerative	JFD (DEM)	3



**Figura 4.** Resultados de los cuatro mejores agrupamientos mediante el análisis de componentes principales (PCA) de 2D y 3D. Cada panel muestra la distribución de los domos lunares en el espacio PCA coloreados según el clúster asignado por los algoritmos K-means o Agglomerative Clustering. Los colores representan agrupamientos morfológicos distintos: naranja (grupo 0), azul (grupo 1) y verde (grupo 2). Las proyecciones 2D y 3D permiten evaluar la separación geométrica entre grupos y la coherencia interna de cada agrupamiento.



**Figura 5. a.** Agrupamiento Agglomerativo | JFD  $2 \times 2$  |  $k=3$ , con etiquetas por tipo (efusivo/intrusivo). **b.** Diagramas de caja (boxplots) con las distribuciones del diámetro y el volumen normalizados para cada grupo obtenido en el mejor resultado de agrupamiento (Agglomerative | JFD  $2 \times 2$  |  $k=3$ ). Los clústeres corresponden al grupo 0 (domos intrusivos clásicos), el grupo 1 (domos efusivos compactos) y el grupo 2 (domos intrusivos masivos).

A partir de estos resultados, es posible distinguir tres agrupaciones con rasgos morfométricos diferenciados: El grupo 0, de domos intrusivos clásicos, agrupa a aquéllos como Gr1, V1, Ga1 y otros intrusivos con volumen elevado y diámetros moderados. Su morfometría es intermedia, pero con una notable dispersión interna, lo que sugiere variabilidad en los mecanismos de emplazamiento y dimensiones estructurales. El grupo 1, de domos efusivos compactos, compuesto casi exclusivamente por domos efusivos, presenta los valores más bajos de diámetro y volumen. Incluye domos como los C2, C3, C4 y C17, caracterizados por una morfología más simple, simétrica y de baja prominencia topográfica, coherente con procesos efusivos de baja tasa de efusión y menor acumulación de material. El grupo 2, de domos intrusivos masivos, contiene únicamente el Ar11 y el K2, domos de gran volumen y diámetro excepcionalmente alto, con baja variabilidad interna. Estos valores extremos indican un posible subgrupo de domos intrusivos de gran escala, cuya morfología sobresale del resto tanto en términos absolutos como normalizados.

## Discusión

### *Utilidad de los momentos ortogonales Jacobi-Fourier*

Los resultados muestran que la combinación de momentos ortogonales Jacobi-Fourier con las propiedades morfométricas permite una caracterización efectiva de los domos lunares sin recurrir a información espectral o modelos teóricos. En particular, los agrupamientos

obtenidos con configuraciones de baja dimensionalidad (JFD 2×2 y 3×3) proporcionaron una separación entre domos efusivos e intrusivos, lo que indica que los primeros momentos JFD ya capturan la información morfológica más relevante del DEM.

El mejor resultado se obtuvo al aplicar el algoritmo Agglomerative Clustering sobre descriptores JFD 2×2 con  $k=3$  alcanzando un índice de Silhouette de 0,4280, un valor moderado que sugiere una cohesión interna aceptable y una separación razonable entre clústeres. El índice de Calinski-Harabasz fue de 17,06, mientras que el índice de Davies-Bouldin alcanzó 0,8581, lo cual respalda una estructura de agrupamiento útil, aunque no perfectamente definida. Si bien los valores no reflejan una segmentación completamente nítida, son coherentes con la naturaleza compleja y continua de la morfología de los domos lunares, y se destacan por estar entre los más altos de todas las configuraciones evaluadas.

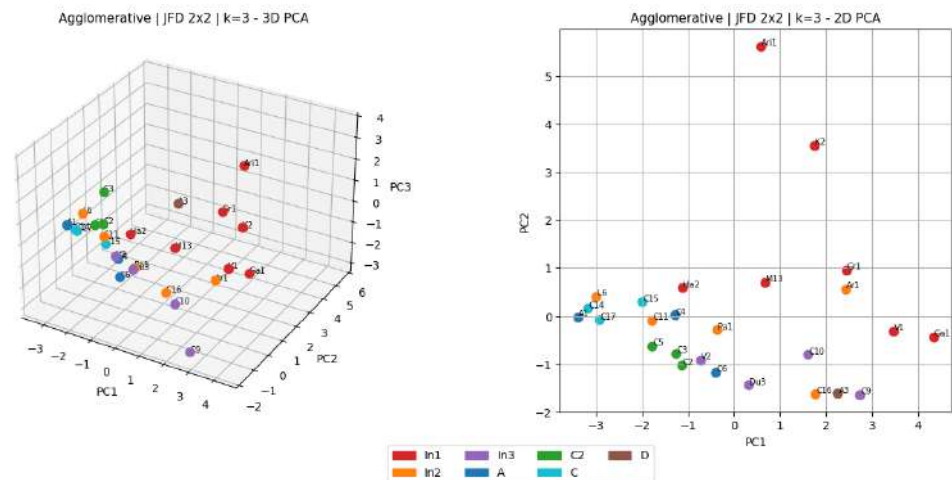
El análisis de los clústeres reveló patrones morfométricos distintivos: el grupo 2 reúne domos con diámetros y volúmenes notablemente mayores, representando formas grandes y masivas típicamente intrusivas. El grupo 1 concentra domos más pequeños y compactos, en su mayoría efusivos, con volúmenes bajos y contornos más simples. El grupo 0, por su parte, representa un conjunto intermedio y más heterogéneo, también dominado por domos intrusivos, pero con variabilidad interna. Esta estratificación sugiere la existencia de subtipos geométricos que no se alinean necesariamente con la clasificación teórica recopilada por **Lena et al.** (2013), pero que reflejan propiedades morfométricas relevantes.

**Comparación con clasificaciones previas**

En la **Figura 5a** se observa cómo, al distinguir los domos según su carácter efusivo o intrusivo, los agrupamientos obtenidos mediante los momentos JFD discriminan bien entre ambos grupos. Específicamente los domos efusivos se concentran mayoritariamente en un único grupo, mientras que los intrusivos se distribuyen en diferentes clústeres, lo que sugiere la posible existencia de subtipos dentro de esta categoría.

Cuando se comparan estos resultados con las clases propuestas por **Lena et al.** (2013) surgen observaciones relevantes. Por ejemplo, el domo Arago β (A3), clasificado como efusivo de clase D, aparece separado del resto de domos efusivos. Según **Lena et al.** (2013), este tipo de domos posee una morfología más compleja (diámetros elevados, pendientes bajas y grandes volúmenes) debido a su posible formación multietapa.

Por otro lado, los domos intrusivos no se agrupan de manera consistente según la clasificación In1–In3 propuesta por **Wöhler & Lena** (2009) (**Tabla 1S**, <https://www.raccefyfyn.co/index.php/raccefyfyn/article/view/3304/5310>). Como se muestra en la **Figura 6**, al colorear los puntos según las clases propuestas por los autores, no se observa una



**Figura 6.** Agrupamiento Agglomerative | JFD 2×2 |  $k=3$  etiquetado según las clases presentadas por **Lena et al.** (In1–In3, A, C, C2, D)

coincidencia directa entre los grupos del agrupamiento y las clases intrusivas In1, In2 e In3, lo que podría deberse a que la clasificación de **Wöhler & Lena (2009)** depende también de parámetros teóricos como la presión magmática o el espesor de la capa basáltica, los cuales no están incluidos explícitamente en los descriptores empleados.

Tales resultados respaldan la idea de que el agrupamiento de domos con parámetros teóricos puede no ser la mejor forma de diferenciar entre estructuras. Aun así, lo ideal sería complementar los momentos ortogonales Jacobi-Fourier con criterios adicionales sobre la naturaleza de las intrusiones, para así generar una distinción más completa.

En particular, los análisis espectrales derivados de instrumentos como el Moon Mineralogy Mapper (M<sup>3</sup>) o Clementine UVVIS permitirían evaluar si los grupos morfológicos identificados presentan diferencias en cuanto a madurez óptica, composición mineralógica o grado de alteración (**Kramer et al., 2011**), lo cual podría reforzar la distinción entre domos efusivos y posibles intrusivos. Asimismo, los datos del radar de penetración lunar (LPR) permiten caracterizar la estratigrafía somera mediante variaciones en la permitividad dieléctrica, identificando espesores de regolito, bloques enterrados y estructuras de capas, lo que aporta claves sobre la naturaleza del magma generador y permite distinguir entre historias eruptivas o posibles procesos intrusivos (**Lai et al., 2017**; **Lv et al., 2020**). Por último, los modelos composicionales y térmicos basados en espectros de emisión térmica o en mapas de abundancias elementales (p. ej., CLASS o GRS) permitirían evaluar si los subgrupos morfológicos identificados corresponden a diferencias reales en el tipo de magma, contenido de volátiles o grado de cristalización (**Narendranath et al., 2022**; **Narendranath et al., 2024**). La convergencia entre estas líneas de evidencia fortalecería la interpretación de los clústeres y permitiría avanzar hacia una clasificación integrada.

## Conclusiones

Este estudio propone una metodología de clasificación morfométrica de domos lunares basada exclusivamente en datos derivados de imágenes DEM. La aplicación de momentos ortogonales Jacobi-Fourier permitió distinguir domos efusivos e intrusivos con gran coherencia y sin recurrir a parámetros espectrales o teóricos.

El mejor agrupamiento, obtenido con Agglomerative Clustering y JFD 2×2, no solo reprodujo la separación efusivo-intrusivo, sino que determinó tres grupos con características morfométricas distintas, capturando, a la vez, particularidades morfológicas relevantes, como en el caso del domo efusivo Arago β (A3).

Lo más notable es que estos agrupamientos emergen exclusivamente a partir de propiedades geométricas derivadas del DEM, sin requerir información composicional o teórica. Esta aproximación resalta la utilidad de los momentos ortogonales de Jacobi-Fourier como descriptores morfométricos objetivos y replicables, lo que es especialmente valioso en entornos donde las mediciones espectrales son escasas o la superficie ha sido modificada por procesos posteriores como el impacto o la deposición de regolito.

Por otro lado, la clasificación intrusiva In1–In3 presentada en **Lena et al. (2013)** no fue reproducida directamente por los agrupamientos obtenidos, lo que sugiere que estos esquemas teóricos, basados en modelos físicos y parámetros inferidos, pueden no alinearse con los patrones geométricos observables en los datos de elevación. Sin embargo, los resultados sí apuntan a la posible existencia de subgrupos entre los domos intrusivos.

En su conjunto, los resultados validan el potencial de los momentos JFD como herramienta para la clasificación morfológica de domos lunares, ofreciendo una alternativa objetiva, replicable y especialmente útil en regiones con datos espectrales limitados o de baja resolución o donde se requiera la clasificación en grandes catálogos de domos volcánicos.

## Información suplementaria

Ver la información suplementaria en <https://www.raccefnyn.co/index.php/raccefnyn/article/view/3304/5310>

## Agradecimientos

Al profesor Luis Hernán Ochoa-Gutiérrez, tutor del curso Ciencia de Datos aplicadas en Geociencias, por su acompañamiento durante el desarrollo de este estudio, así como por su disposición constante para resolver dudas y brindar orientación oportuna.

## Contribución de los autores

**LJ** realizó la investigación bibliográfica preliminar, procesó los datos, calculó los resultados, diseñó el código fuente, el archivo con los datos morfométricos y parte de las imágenes DEM y los mapas de aspecto, redactó la primera versión del manuscrito y efectuó las correcciones correspondientes conforme a las recomendaciones de los revisores. **JS** revisó la bibliografía recopilada, diseñó parte de las imágenes DEM y los mapas de aspecto, corrigió la primera versión del manuscrito, evaluó los resultados obtenidos y complementó la redacción del documento.

## Conflicto de intereses

Ninguno de los autores presenta conflicto de intereses.

## Referencias

- Cañón-Tapia, E. & Jacobo-Bojórquez, R. A.** (2022). Sub-Volcanic Structure Beneath Marius Hills, Moon, Inferred From Vent Distribution. *Journal of Geophysical Research: Planets*, 127(5), e2021JE006960. <https://doi.org/10.1029/2021JE006960>
- Chen, Y., Huang, Q., Zhao, J., Hu, X.** (2021). Unsupervised Machine Learning on Domes in the Lunar Gardner Region: Implications for Dome Classification and Local Magmatic Activities on the Moon. *Remote Sensing*, 13(5), 845. <https://doi.org/10.3390/rs13050845>.
- Chuang, F. C., Richardson, M. D., Weirich, J. R., Sickafoose, A. A., Domingue, D. L.** (2022). Mapping lunar swirls with machine learning: The application of unsupervised and supervised image classification algorithms in Reiner Gamma and Mare Ingenii. *The Planetary Science Journal*, 3(10), 231. <https://doi.org/10.3847/PSJ/ac8f43>
- GLR Group.** (2011). *Lunar Dome Catalog (CLDC)*. <http://digilander.libero.it/qlrgroup/cldc.htm>
- Ikotun, A.M., Habyarimana, F., Ezugwu, A. E.** (2025). Benchmarking validity indices for evolutionary K-means clustering performance. *Scientific Reports*, 15, 21842. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-08473-6>
- Jackson, P.A., Wilson, L., Head, J.W.** (1997). *The use of magnetic signatures in identifying shallow intrusions on the moon*. Proceedings of 28th Lunar and Planetary Science Conference, abstract #1429.
- Kapral, C. & Garfinkle, R.** (2005). *GLR Lunar Dome Catalog*. <http://digilander.libero.it/qlrgroup/kapralcatalog.pdf>
- Karthikeyan, B., George, D. J., Manikandan, G., Thomas, T.** (2020). A comparative study on K-means clustering and agglomerative hierarchical clustering. *International Journal of Emerging Trends in Engineering Research*, 8(5), 2199-2204. <https://doi.org/10.30534/ijeter/2020/20852020>
- Kerr, A. D. & Pollard, D. D.** (1998). Toward more realistic formulations for the analysis of laccoliths. *Journal of Structural Geology*, 20(12), 1783-1793. [https://doi.org/10.1016/S0191-8141\(98\)00071-6](https://doi.org/10.1016/S0191-8141(98)00071-6)
- Kramer, G. Y., Besse, S., Dhingra, D., Nettles, J., Klima, R., Garrick-Bethell, I., Clark, R. N., Combe, J., Head, J. W., III, Taylor, L. A., Pieters, C. M., Boardman, J., McCord, T. B.** (2011). M3 spectral analysis of lunar swirls and the link between optical maturation and surface hydroxyl formation at magnetic anomalies. *Journal of Geophysical Research: Planets*, 116(E9). Portico. <https://doi.org/10.1029/2010je003729>
- Lai, J., Xu, Y., Zhang, X., Tang, Z.** (2017). Lunar regolith stratigraphy analysis based on the simulation of lunar penetrating radar signals. *Advances in Space Research*, 60(9), 2099-2107. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2017.07.032>
- Lemus, E.** (2023). Análisis de Clúster. RPubS. [https://rpubs.com/Elias\\_Lemus/1135672](https://rpubs.com/Elias_Lemus/1135672)
- Lena, R., Wöhler, C., Phillips, J., Chiocchetta, M. T., Pareti, G.** (2013). *Lunar domes: Properties and formation processes*. Springer-Verlag Italia. <https://doi.org/10.1007/978-88-470-2637-7>

- Lena, R. & Phillips, J.** (2012). *Lunar Domes in Cauchy Region: Morphometry and Mode of Emplacement*. 43rd Lunar and Planetary Science Conference. <https://www.lpi.usra.edu/meetings/lpsc2012/pdf/1005.pdf>
- Lena, R. & Wöhler, C.** (2008). *Consolidated lunar dome catalogue*. <http://digilander.libero.it/qlrgroup/consolidatedlunardomecatalogue.htm>.
- LOLA Team & Kaguya Team.** (2015, febrero 4). *Moon LRO LOLA – SELENE Kaguya TC DEM Merge 60N60S 59 m*. USGS Astrogeology Science Center. [https://astrogeology.usgs.gov/search/map/moon\\_lro\\_lola\\_selene\\_kaguya\\_tc\\_dem\\_merge\\_60n60s\\_59m](https://astrogeology.usgs.gov/search/map/moon_lro_lola_selene_kaguya_tc_dem_merge_60n60s_59m)
- Lv, W., Li, C., Song, H., Zhang, J., Lin, Y.** (2020). Comparative analysis of reflection characteristics of lunar penetrating radar data using numerical simulations. *Icarus*, 350, 113896. <https://doi.org/10.1016/j.icarus.2020.113896>
- Narendranath, S., Pillai, N. S., Tadepalli, S. P., Sarantos, M., Vadodariya, K., Sarwade, A., Radhakrishna, V., Tyagi, A.** (2022). Sodium Distribution on the Moon. *The Astrophysical Journal Letters*, 937(2), L23. <https://doi.org/10.3847/2041-8213/ac905a>
- Narendranath, S., Pillai, N. S., Bhatt, M., Vadodariya, K., Vatedka, R., Tadepalli, S. P., Sarwade, A., Tyagi, A., Sharan, V.** (2024). Lunar elemental abundances as derived from Chandrayaan-2. *Icarus*, 410, 115898. <https://doi.org/10.1016/j.icarus.2023.115898>
- Schofield, N., Stevenson, C., Mark, N., Holford, S.** (2021). Igneous intrusions: Sills, dykes and plutons. En *Encyclopedia of geology* (pp. 313-329). Elsevier. <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/B9780081029084001120>
- Suarez-Valencia, J. E.** (2025). *Characterization of geological settings related to intrusive magmatism on the Moon and Mars* [Tesis doctoral, Constructor University]. IRC-Library OPUS. <http://nbn-resolving.org/urn:nbn:de:gbv:579-opus-1012815>
- Suarez-Valencia, J. E. & Rossi, A.** (2023). *Reviewing the morphometric parameters of lunar intrusive domes using LROC and Kaguya data* [Póster de conferencia]. European Lunar Symposium, Bremen, Germany.
- Tian, J. N., Yang, H. F., Cai, J. H., Yang, Y., Li, X., Yi, Z., Wang, L.** (2025). Progress in clustering algorithms for astronomical spectra over a decade. *Astronomical Techniques and Instruments*. <https://doi.org/10.61977/ati2025030>
- Toxqui-Quitl, C.** (2010). *Clasificación de objetos en movimiento usando momentos de Jacobi-Fourier y la MTF del sistema óptico digital* [Tesis doctoral, Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica (INAOE)]. INAOE Repositorio. <https://inaoe.repositorioinstitucional.mx/handle/1009/608>
- Wilson, L. & Head J.W.** (1992). *Magma reservoirs and neutral buoyancy zones on Venus: implications for the formation and evolution of volcanic landforms*. Proceedings of 23rd Lunar and Planetary Science Conference, 1533-1534.
- Wilson, L. & Head, J.W.** (1996). *Lunar linear rilles as surface manifestations of dikes: theoretical considerations*. Proceedings of 27th Lunar Planet Science Conference, abstract #1445.
- Wilson, L. & Head, J.W.** (2003). Lunar Gruithuisen and Mairan domes: rheology and mode of emplacement. *J. Geophys. Res.* 108(E2), 5012-5018.
- Wöhler, C. & Lena R.** (2009). Lunar intrusive domes: morphometric analysis and laccolith modelling. *Icarus*. 204(2), 381-398. <https://doi.org/10.1016/j.icarus.2009.07.031>
- Wu, T., Li, C., Zhao, X.** (2018). Extraction of lunar domes from Chang'E-2 data with new method. *ResearchGate*. <https://www.researchgate.net/publication/328708408>