

VARIABLES CONDICIONANTES DE LA CUENCA UBICADA EN LA QUEBRADA QUEBRADONA, ITUANGO, ANTIOQUIA

Jose Manuel Sepulveda Rueda

Taller 3

Edier Aristizábal

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Minas

Cartografía geotécnica

Octubre 2023

VARIABLES CONDICIONANTES DE LA CUENCA UBICADA EN LA QUEBRADA QUEBRADONA, ITUANGO, ANTIOQUIA

Taller 3

1. Descripción de la cuenca

La cuenca de la Quebrada Quebradona en el sector occidental del municipio de Ituango, ubicado en el departamento de Antioquia, Colombia, desempeña un papel esencial dentro de la extensa red fluvial del Río Ituango al fungir como uno de sus afluentes.

En su cuenca alta y media, se caracteriza por extensas áreas de bosque que contribuyen significativamente a su biodiversidad. Destacan los siguientes afluentes, como la Quebrada Las Mellizas, la Quebrada Santa Lucía, y la Quebrada Quindío, junto con otros afluentes de menor tamaño, que contribuyen al caudal y la singularidad de esta región.

Además de su relevancia ecológica, la cuenca de la Quebrada Quebradona desempeña un papel crucial en la sustentabilidad de las comunidades locales, que dependen de sus recursos hídricos y disfrutan de los beneficios que brinda a la agricultura y la vida silvestre. Por consiguiente, es imperativo asegurar su conservación y protección, no solo como un valioso ecosistema, sino también como un activo fundamental para el bienestar de aquellos que residen en su entorno.

CARACTERISTICA	DETALLE
ÁREA	76.152497 km ²
PERÍMETRO	46.431991 km
ALTITUD MÁXIMA	3117 msnm
ALTITUD MÍNIMA	1269 msnm
ALTURA PROMEDIO	2252 msnm
LONG AXIAL LARGO	11.8 km
LONG AXIAL ANCHO	11.64 km
PENDIENTE PROMEDIO	30°
LONGITUD DEL CAUCE PRINCIPAL	8.66 km

Tabla 1. Características generales de la cuenca

2. Variables condicionantes

Se tomaron 6 variables (Pendiente, Elevación, Curvatura, Flujo acumulado, Aspecto) a parte del inventario, de las cuales se les realizó un análisis univariado, multivariado para concluir, si entre las variables se correlacionaban y la calidad de los datos, para ello se hizo un análisis exploratorio de cada una de las variables, para posteriormente realizar el dataframe.

Asimismo, se sacan algunos datos estadísticos de las variables continuas

	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max
pendiente	484040.0	30.343814849853516	10.165397644042969	0.0	24.062782287597656	31.138370513916016	37.22049331665039	75.76778411865234
Elevación	484040.0	2250.4893913726137	369.83354364485257	1269.0	1984.0	2265.0	2524.0	3117.0
Curvatura	484040.0	-0.010646394453942776	2.03366756439209	-37.7599983215332	-1.2799999713897705	-0.0	1.2799999713897705	28.799999237060547
flujo_acum	484040.0	5.361185073852539	6.5333733558654785	0.0	0.0	3.0	8.0	30.0
aspecto	484040.0	180.89602661132812	97.7230453491211	-1.0	102.90740966796875	177.5104522705078	261.25384521484375	359.6303405761719

Imagen 1. Descripción de las variables continuas

Matriz de comparación entre variables continuas: En la diagonal se realiza el histograma de densidad de Kernel. En esta matriz se puede sacar la media de cada una de las variables y comprar entre ellas, sin embargo, variables como el flujo y curvatura son difíciles de sustraer información con esta matriz.

No se evidencia ninguna tendencia marcada para concluir alguna correlación entre las variables

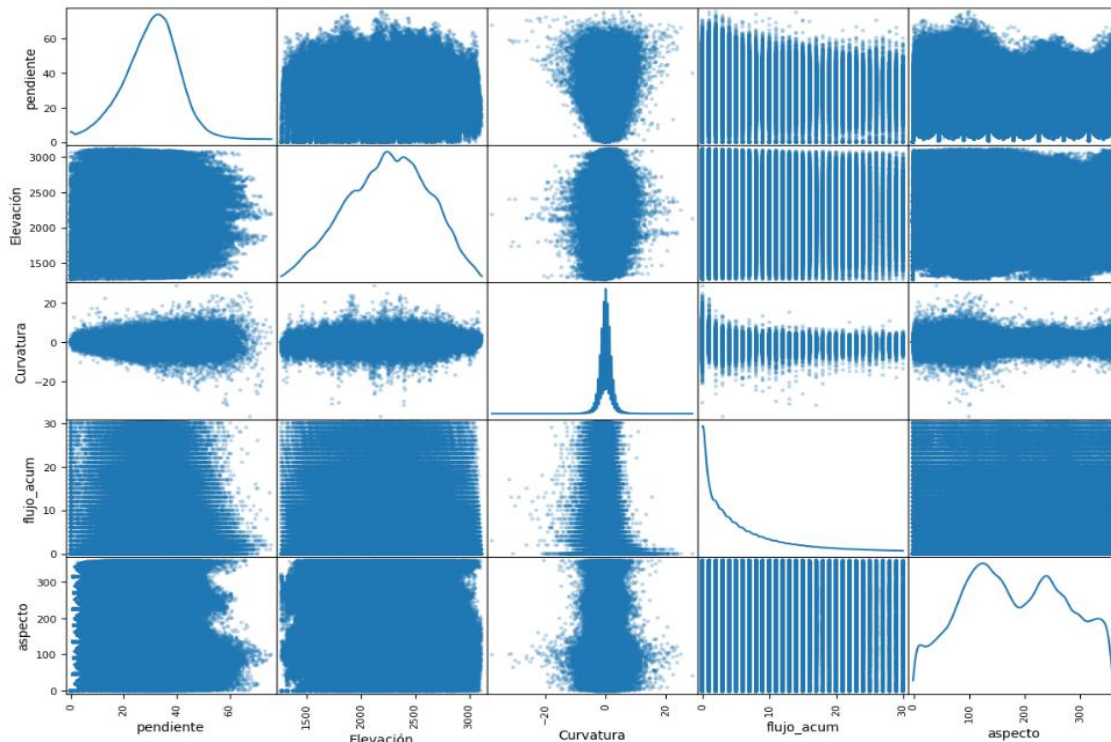


Imagen 2. Matriz de comparación de variables continuas

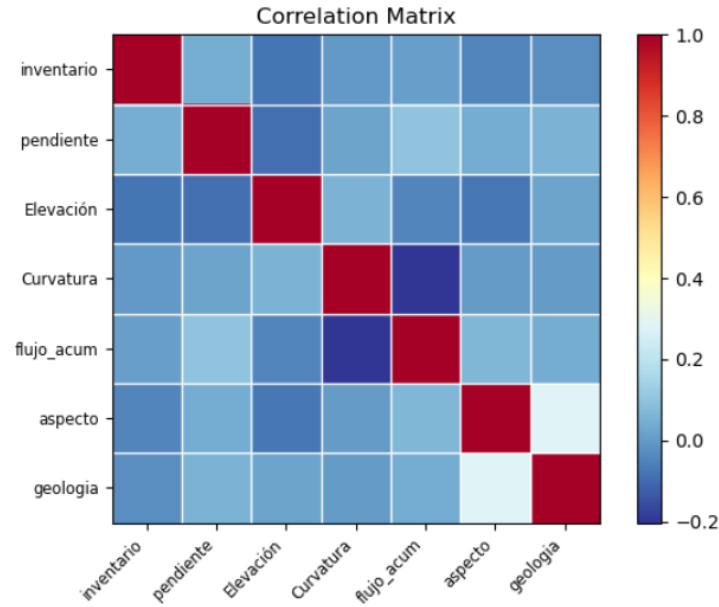


Imagen 3. Matriz de correlación

En la grafica anterior se observa que las variables que más se relacionan entre ellas es aspecto con geología, y las otras variables tienen una poca correlación.

A continuación, se realiza un análisis univariado para cada de las variables ya mencionadas

2.1. Inventario de movimientos en masa por tipo

Esta variable se realizó con imágenes satelitales del Sentinel 2, de los cuales se obtuvieron 90 movimientos de masa, 77 deslizamientos, 12 flujos, 1 caída de rocas.

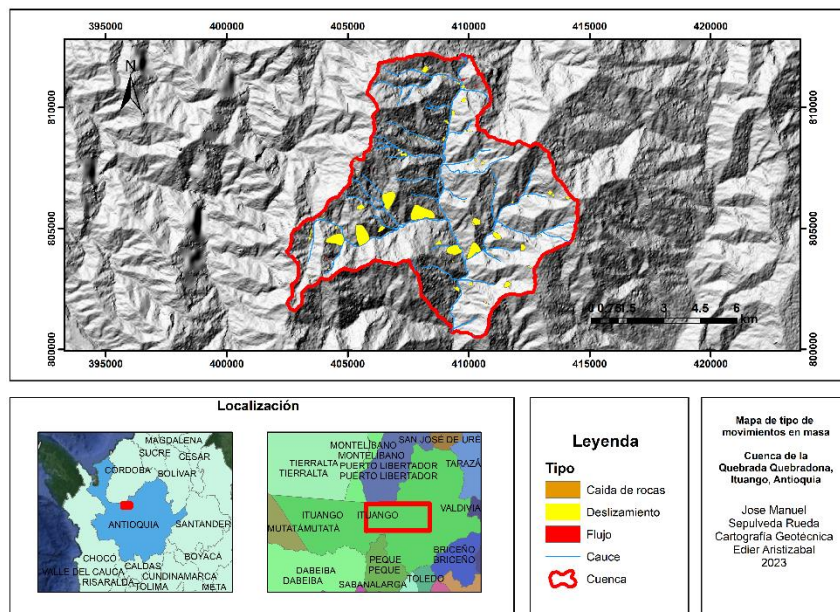


Imagen 4. Mapa de movimientos en masa

Matriz de correlación al inventario: En la diagonal se evidencia dos histogramas los cuales son celdas con o sin movimiento en masa, además de esto, se puede ver los valores o tendencias de los movimientos en masa, por esto se puede concluir que todas las variables se pueden usar ya que los valores de los SinM y ConM poseen diferencias.

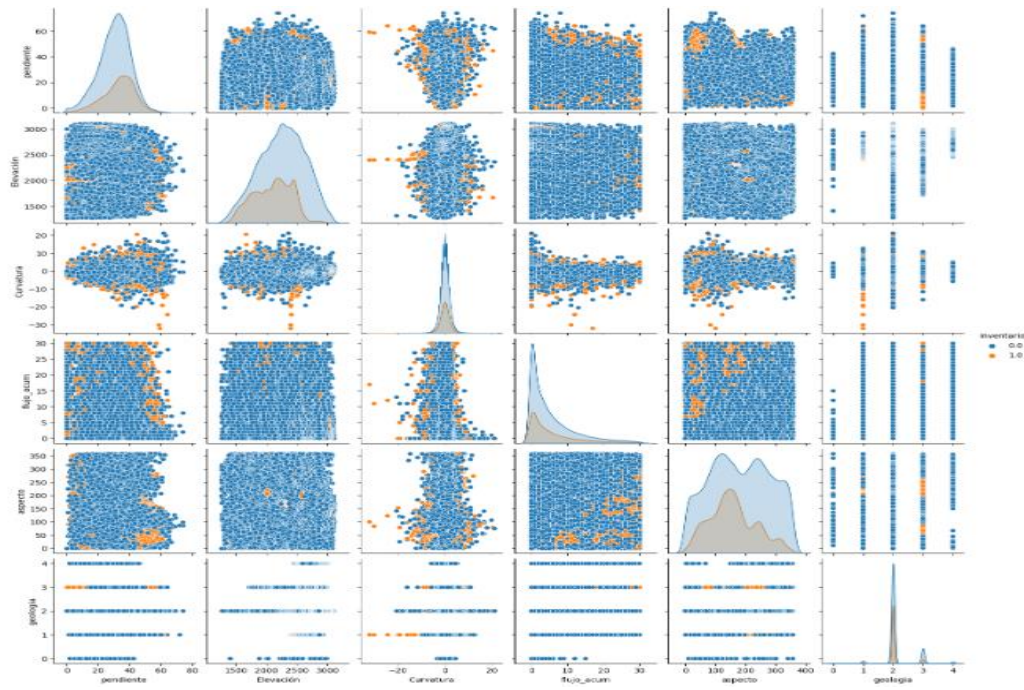


Imagen 5. Matriz de correlación al inventario

2.2. Pendiente

La pendiente se realizó a partir de un DEM de 12.5 * 12.5 px de Alos Parsar

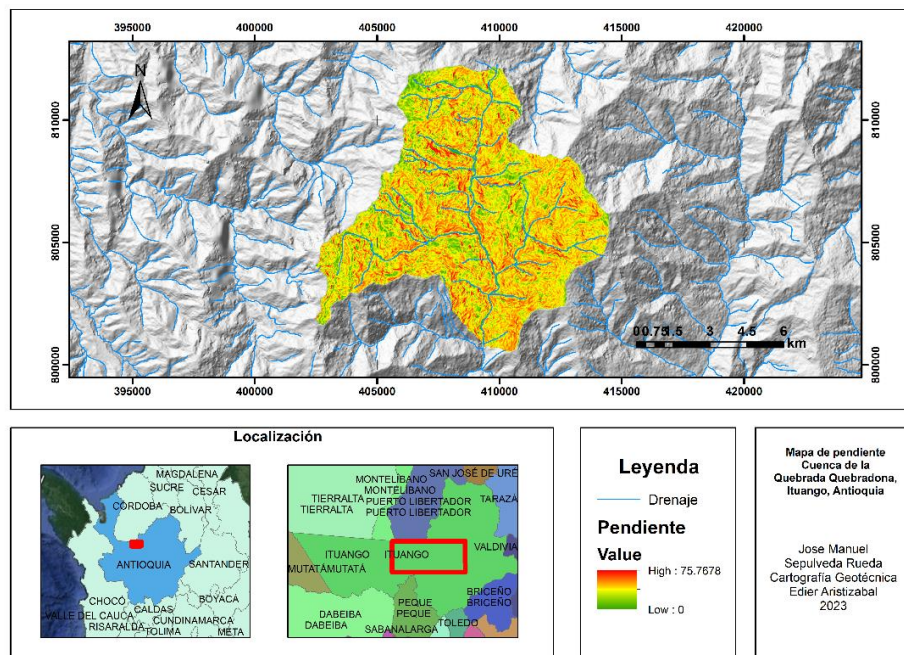


Imagen 6. Mapa de pendiente

Histograma y diagrama de caja: Tiene una distribución normal, la media esta entre 30-40 grados aproximadamente.

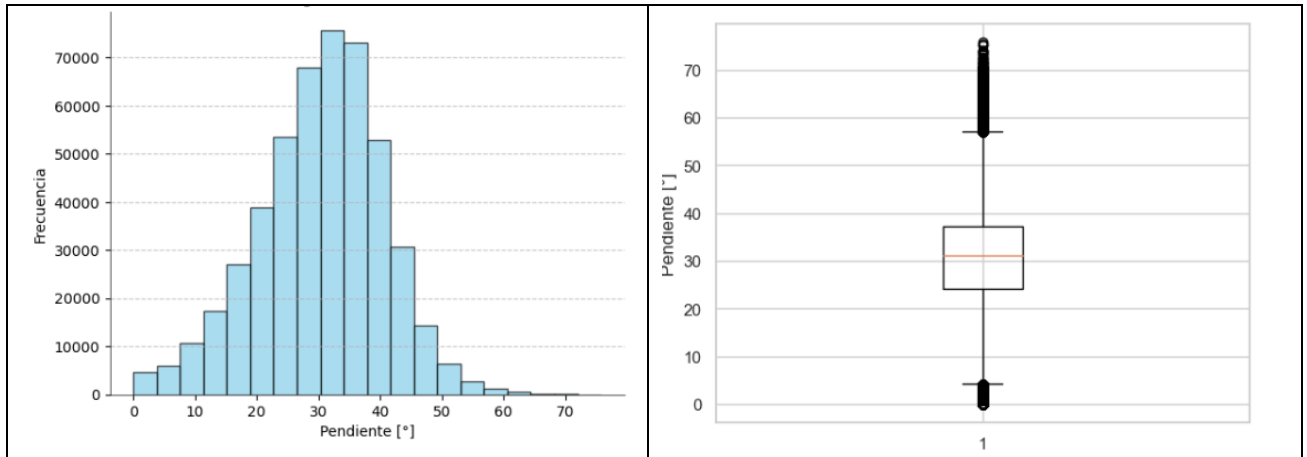


Imagen 7. Histograma y diagrama de caja de pendiente

En la siguiente imagen se observa la tendencia de la pendiente en presencia de pixeles ConM y SinM la cual tiene valor aproximados de 33° y 38° respectivamente.

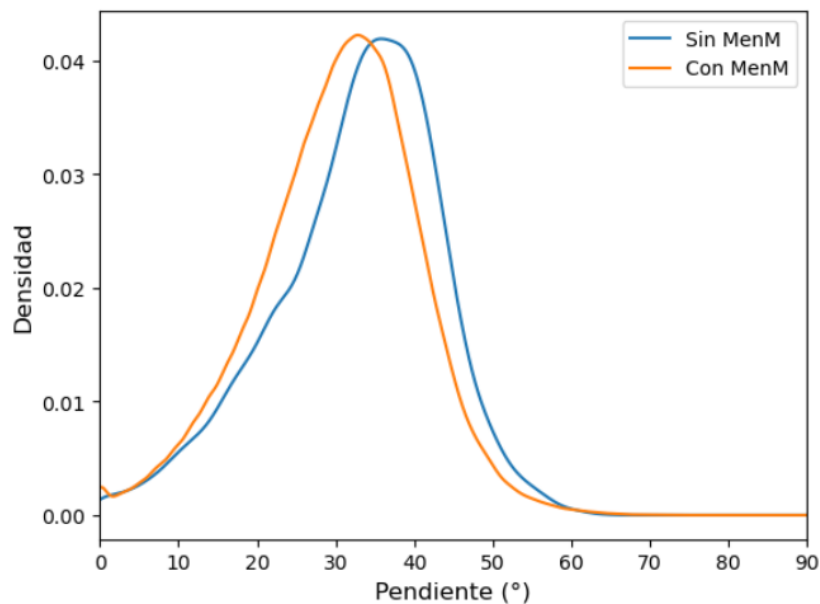


Imagen 8. Grafica de densidad de pendiente con relación a MM

2.3. Elevación

La elevación es un un DEM de 12.5 * 12.5 px de Alos Parsar

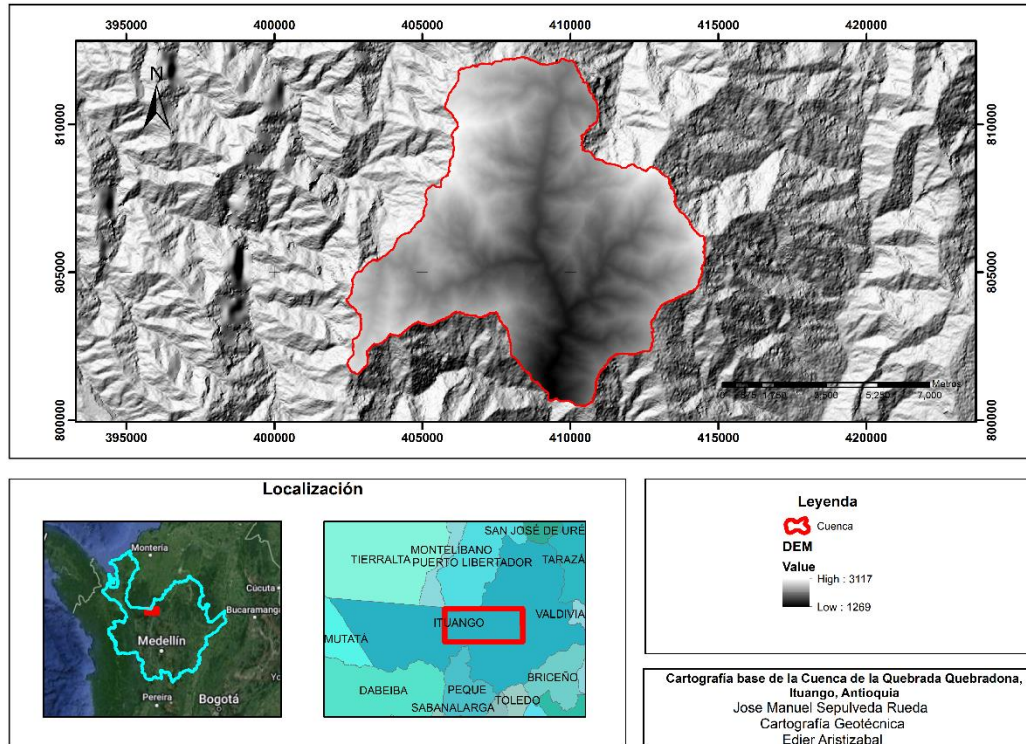


Imagen 9. Mapa de elevación

Histograma y diagrama de caja: Posee una distribución normal, con una media de 2250 msnm, en general no se encuentran datos anómalos para el análisis.

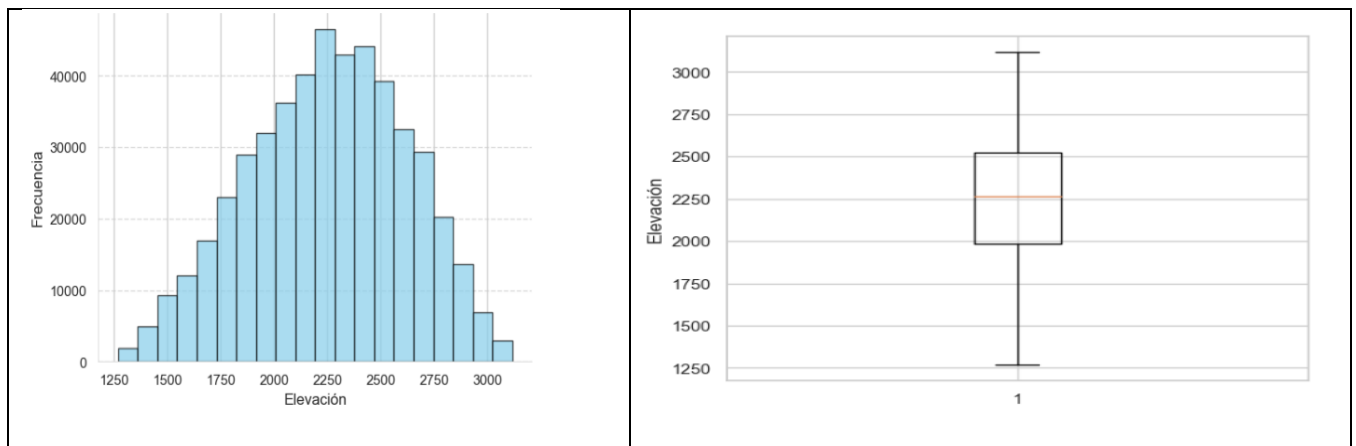


Imagen 10. Histograma y diagrama de caja de elevación

En la siguiente grafica se evidencia la densidad de los datos con respecto al inventario, es decir ConM y SinM



La curvatura se realizó a partir de un DEM de 12.5 * 12.5 px de Alos Parsar



8

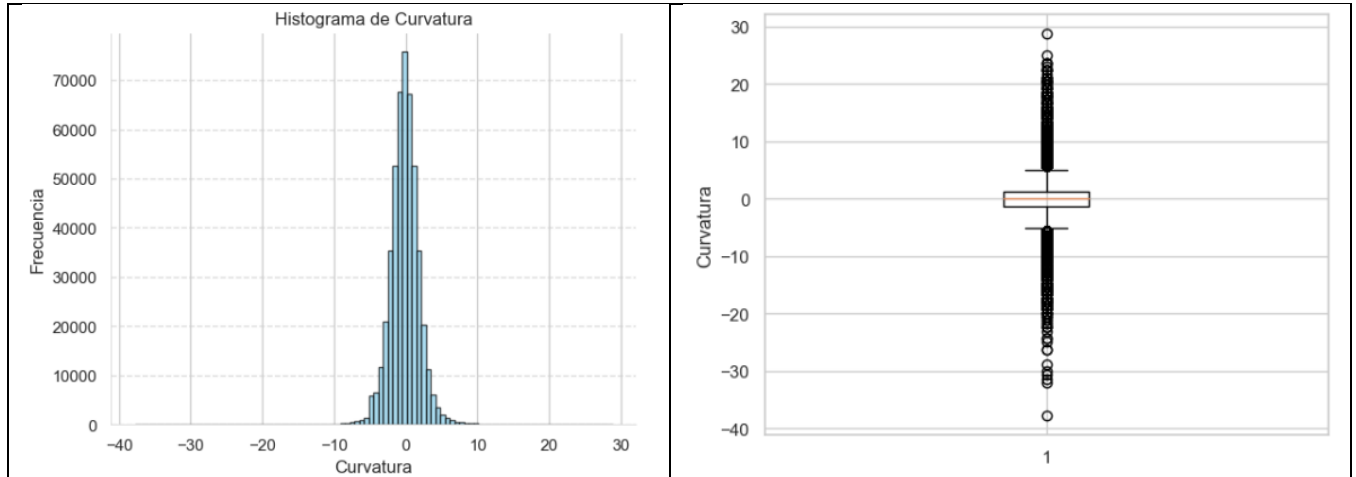


Imagen 13. Histograma y diagrama de caja de curvatura

2.5. Flujo acumulado

El flujo se realizó a partir de un DEM de 12.5×12.5 px de Alos Parsar

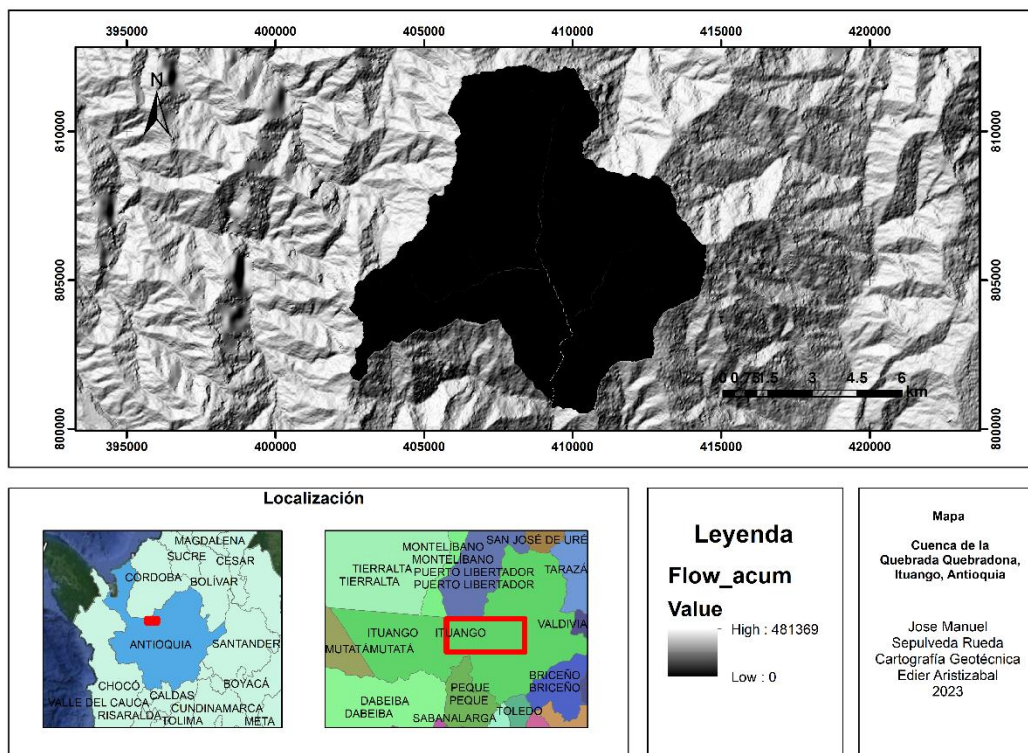


Imagen 14. Mapa de flujo

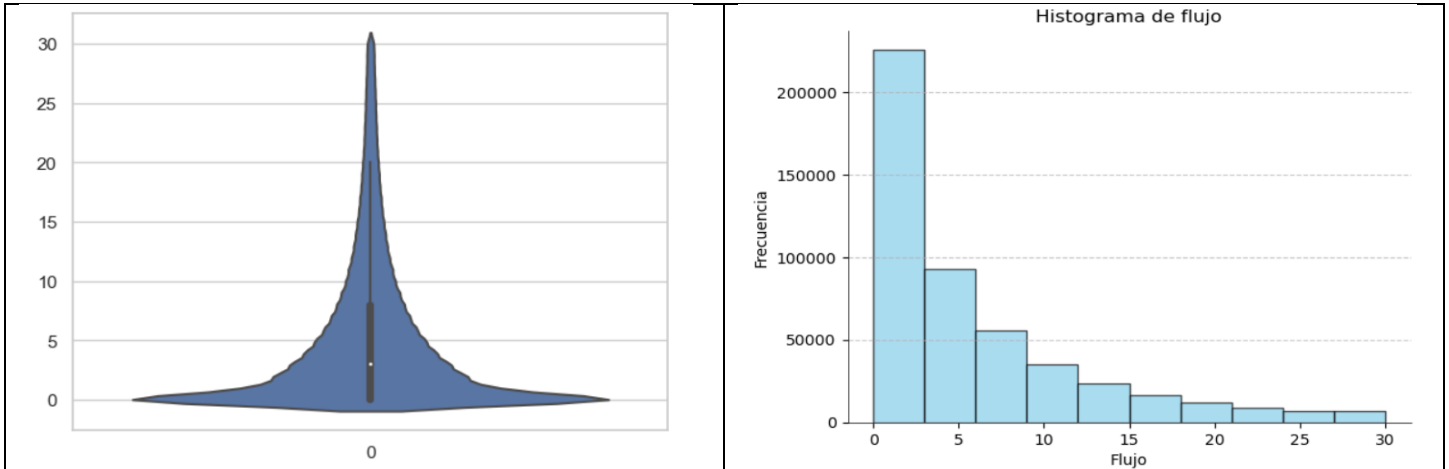


Imagen 15. Diagrama de violín e histograma de flujo

2.6. Aspecto

El flujo se realizó a partir de un DEM de 12.5 * 12.5 px de Alos Parsar

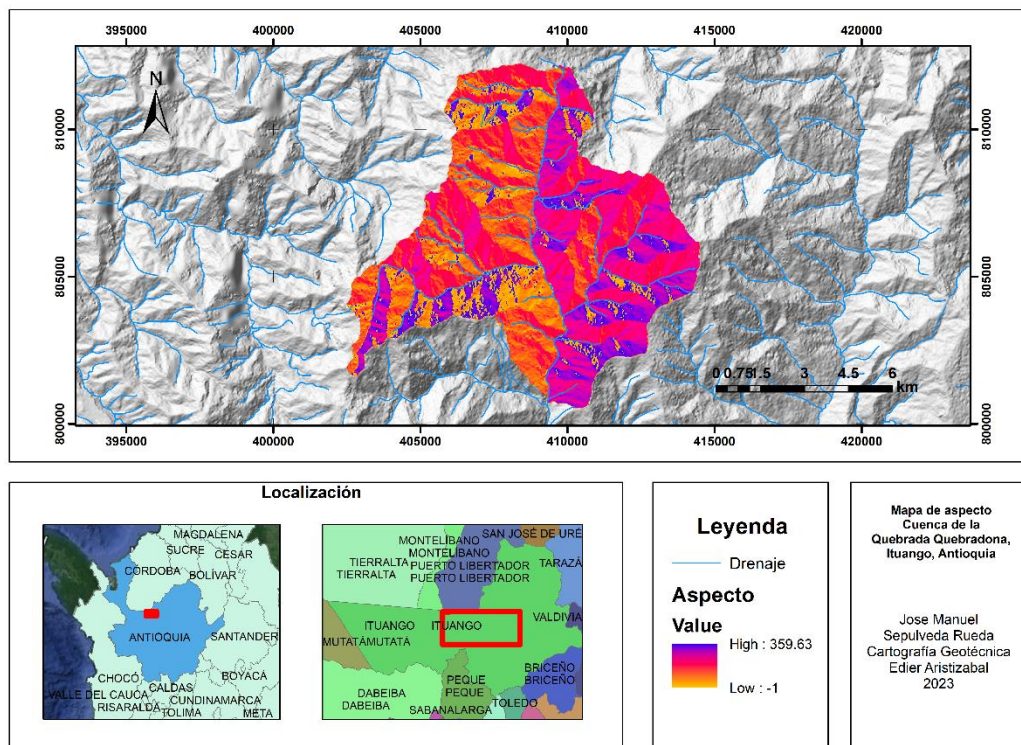


Imagen 16. Mapa de aspectos

Histograma y diagrama de caja: Con una tendencia bimodal aproximada de 125 es decir sureste y 240 es decir suroeste, con una media de 175

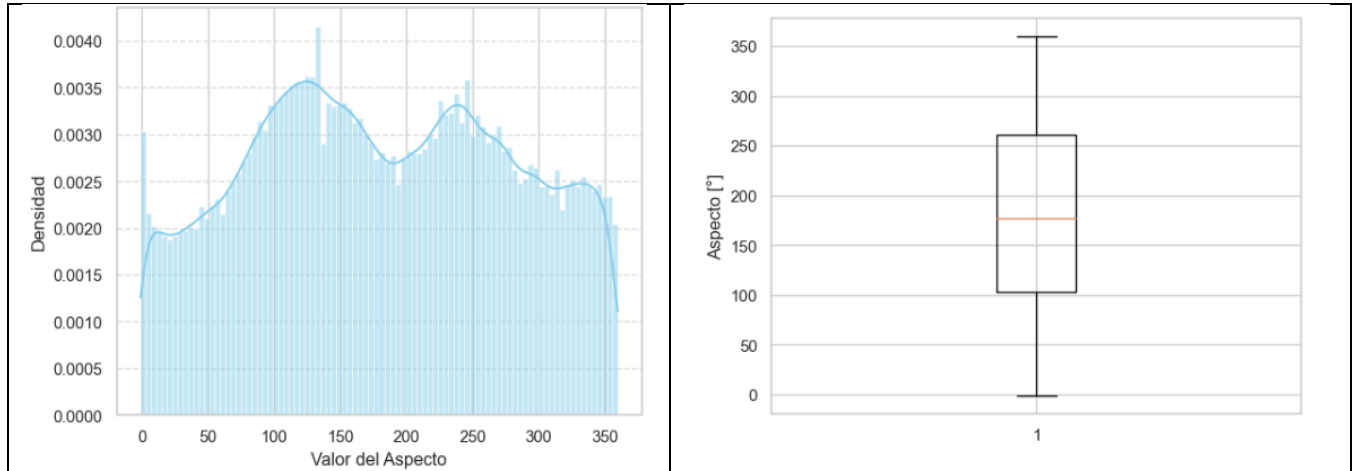


Imagen 17. Histograma y diagrama de caja de aspecto

Grafica de densidad muestra que los ConM tiene una tendencia a hacia el sureste, mientras que los SinM no muestran una tendencia, es decir una homogeneidad en la densidad de los datos

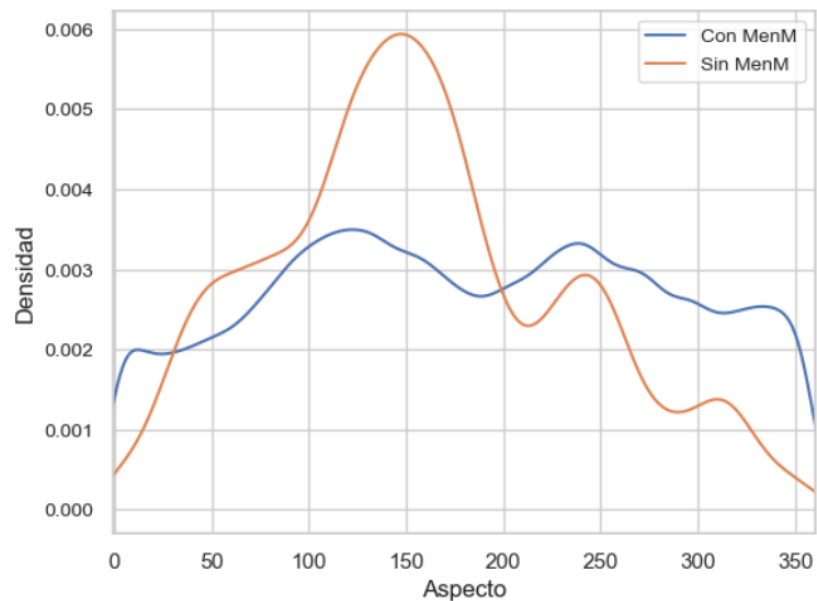


Imagen 18. Grafica de densidad de aspecto con relación a MM

2.7. Geología

Extraído de la plancha 104 del SGC a escala 1:100.000, al ser una variable discreta dificulta su comparación y distribución con respecto a los demás datos.

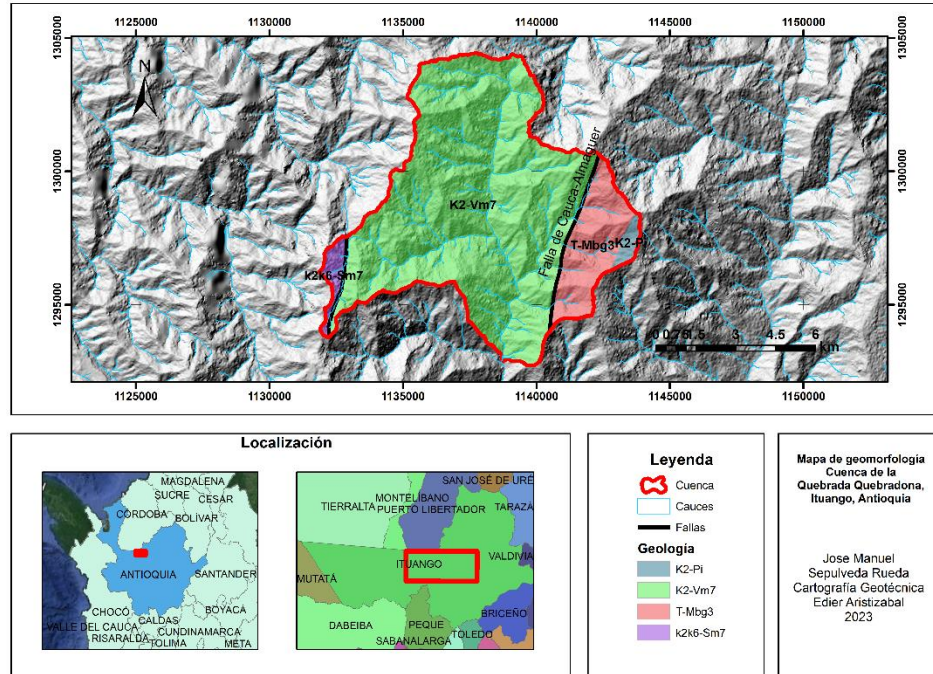
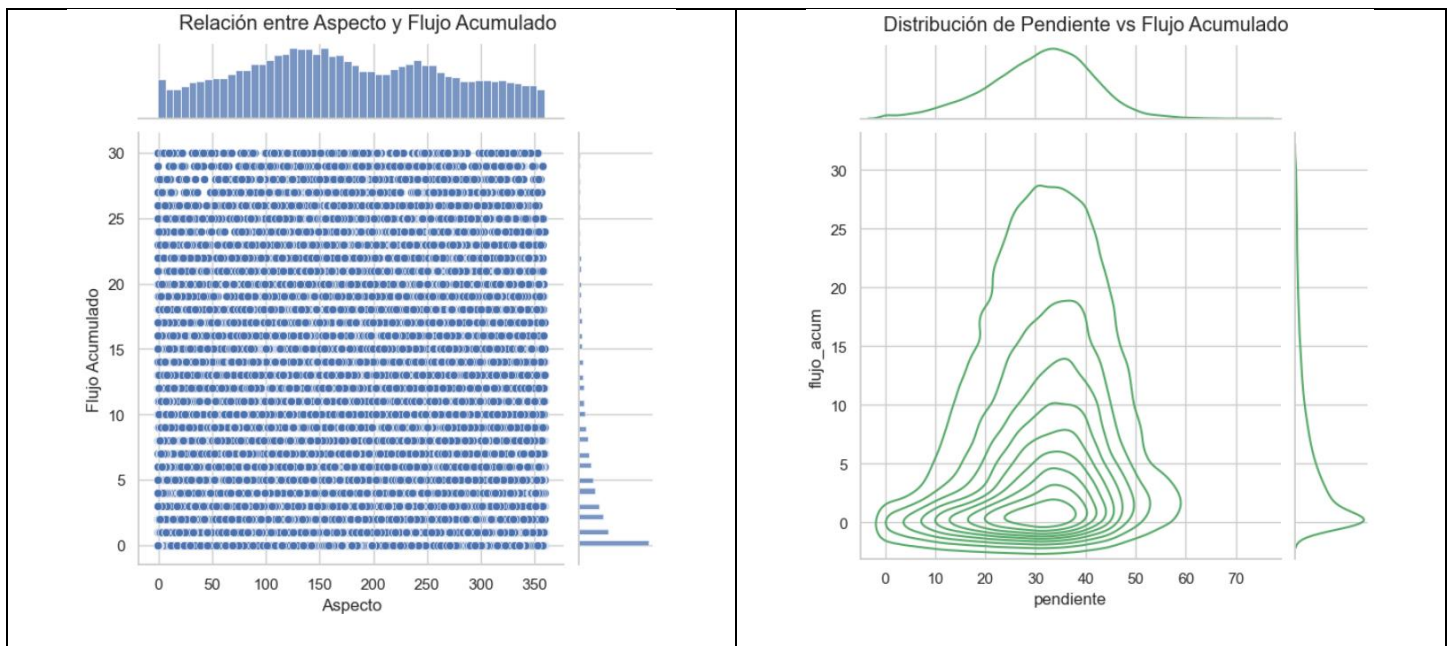


Imagen 19. Mapa de geología

3. Análisis multivariado

Se analizo la relación entre las variables



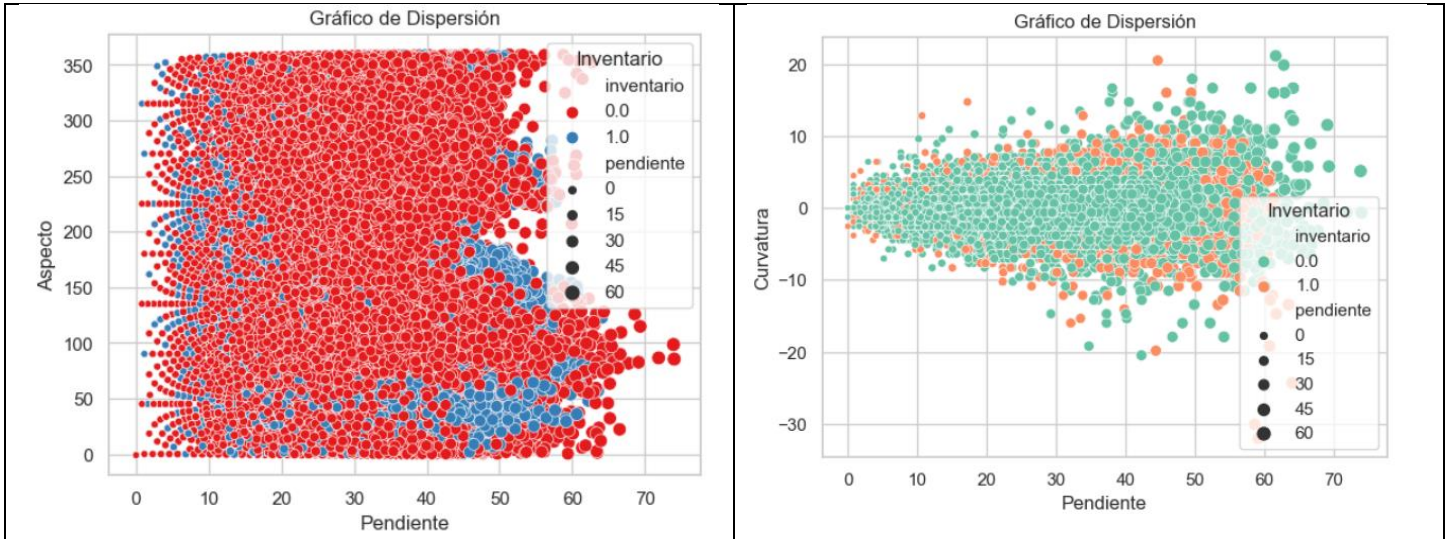


Imagen 20. Análisis multivariado

4. Correlación con la variable dependiente

La siguiente imagen muestra la media de cada una de las variables con respecto a si hay o no movimiento en masa

inventario	pendiente	Elevación	Curvatura	flujo_acum	aspecto	geologia
0.0	30.257883071899414	2256.248036162474	-0.009755809791386127	5.348586559295654	181.7896270751953	2.1313611724940578
1.0	32.63758087158203	2096.7758453000743	-0.03441844508051872	5.697465419769287	157.04278564453125	2.0517192059042277

Imagen 21. Media de las variables con respecto al inventario

El número de celdas que ocupa con o sin movimientos en masa es:

```
0.0    466561
1.0    17479
Name: inventario, dtype: int64
```

Imagen 22. Celdas ocupadas por los ConM y SinM

Se realizan diagramas de cajas de las variables con respecto al inventario, Se realizo una prueba de hipótesis (Ttest), donde si se obtiene un valor menor al 5% confirma que la diferencia es estadísticamente significativa, por lo tanto, es una buena variable que permite diferenciar las celdas con y sin MenM

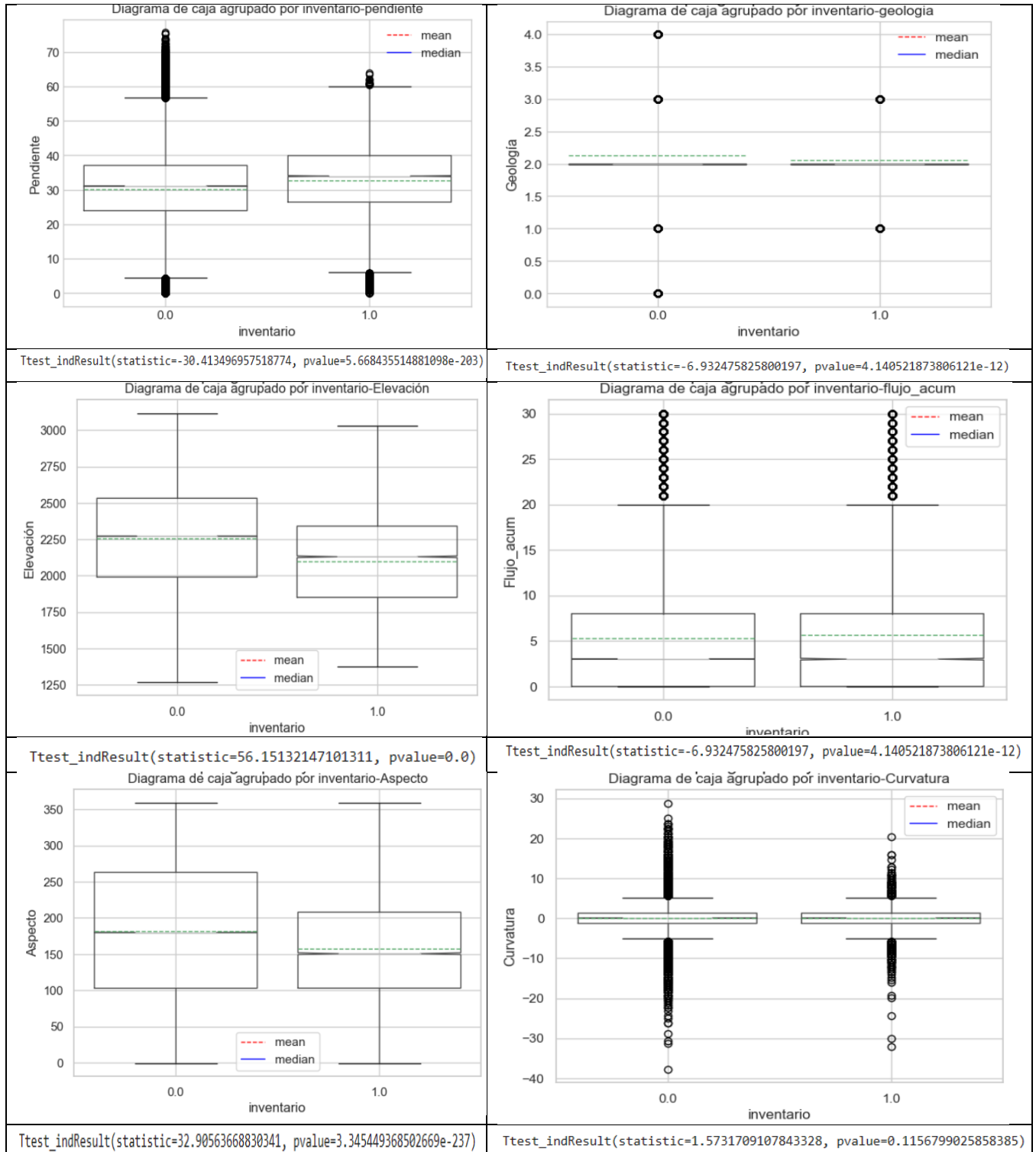


Imagen 23. Diagramas de cajas y prueba de hipótesis

De las 6 variables, 5 de estas, con este método estadístico permite diferenciar SinM y ConM, las cuales son flujo_acum, pendiente, geología, aspecto, elevación, la otra variable, curvatura da un valor muy alto por lo cual no sería una variable que diferencie entre SinM y ConM

5. Análisis de componente principal (PCA)

Es una técnica de aprendizaje automático no supervisado que se utiliza para reducir la dimensionalidad de un modelo que tiene muchas variables. Esta reducción de dimensionalidad nos permite identificar las variables que contribuyen en mayor medida a la varianza del modelo.

El PCA organiza los componentes principales en función de su contribución a la varianza, siendo el primer componente principal aquel que aporta la mayor cantidad de varianza al modelo. Esto se representa inicialmente en un gráfico que muestra el porcentaje de varianza que cada componente principal representa. El primer componente principal suele ser el que aporta la mayor cantidad de varianza en el conjunto de datos. Luego, se puede observar otro gráfico que muestra la varianza acumulada de los componentes.

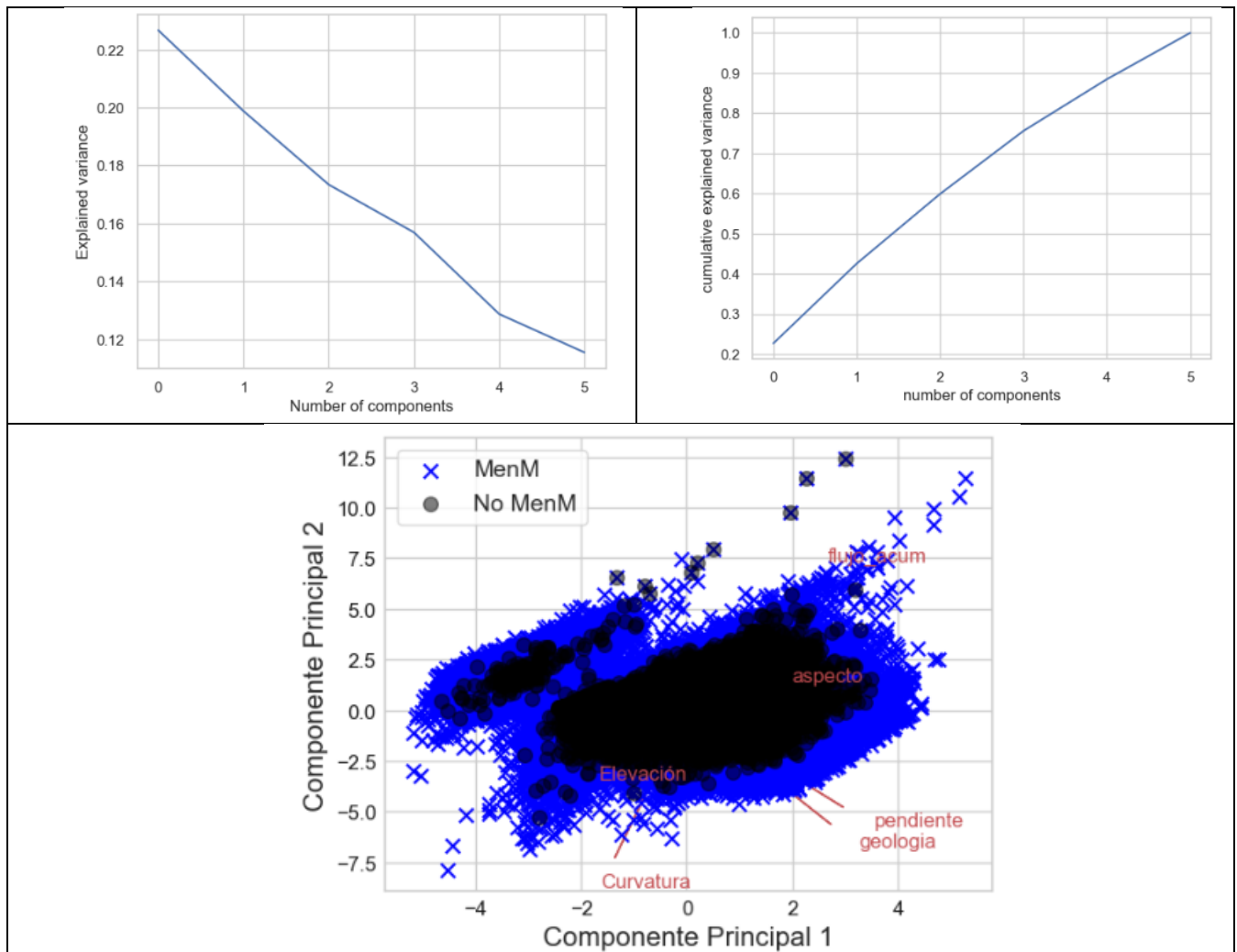


Imagen 24. Graficas de varianzas y componentes principales

Finalmente, se presenta una función que gráfica el valor de la varianza que explica cada componente y el aporte de cada variable en cada componente.

La cual se puede interpretar que las variables con más peso son pendiente (0.2267), curvatura (0.1988), aspecto (0.1734).

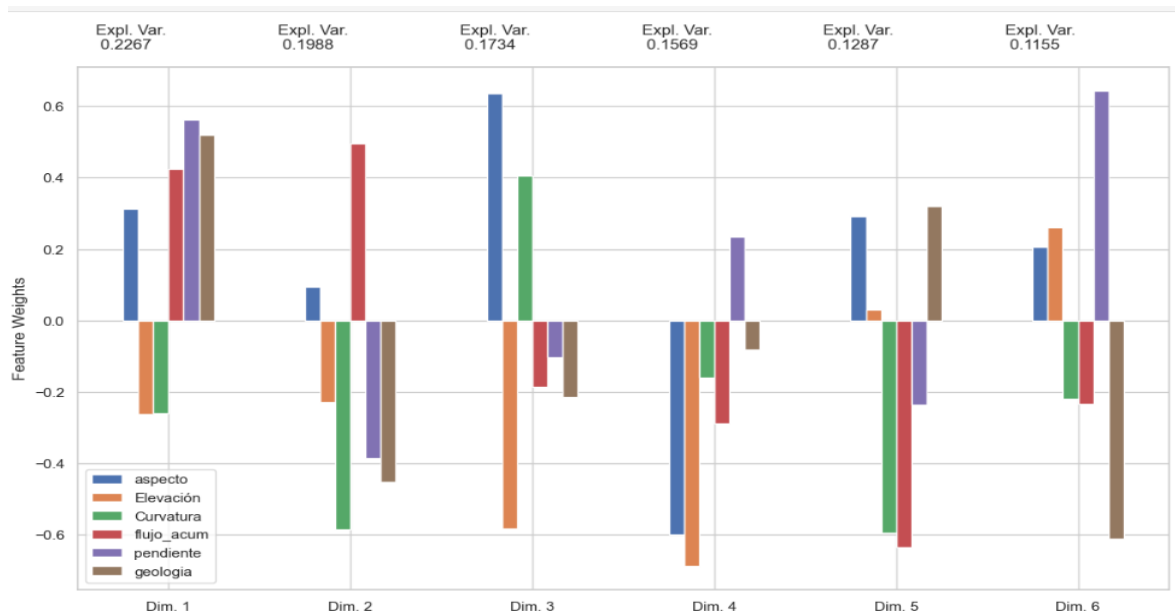


Imagen 25. Graficas de componentes principales