

**Taller N°6**

**MÉTODOS ESTADÍSTICOS MULTIVARIADOS**

**Río Bedó, Mutatá-Antioquia**

Carolina García Cadavid

Edier Aristizabal

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Minas

Cartografía Geotécnica

Noviembre 2023

## Taller N°6

### MÉTODOS ESTADÍSTICOS MULTIVARIADOS

#### *Río Bedó, Mutatá-Antioquia*

## 1. GENERALIDADES

La cuenca hidrográfica del Río Bedó, situada en la zona sur del municipio de Mutatá, en el departamento de Antioquia, Colombia. Esta cuenca se integra en la extensa red fluvial del Río Sucio, desempeñando un papel esencial como uno de sus afluentes.

En su cuenca alta y media, presenta grandes zonas muy boscosas. Entre los elementos que enriquecen la cuenca del Río Bedó, se destacan diversos afluentes que contribuyen a su caudal y carácter, entre ellos, se pueden mencionar el Río El Encanto, la Quebrada El Uvino, la Quebrada de Los Micos, la Quebrada La Bonga y la Quebrada Bedocito.

Además de su relevancia ambiental, la cuenca del Río Bedó también tiene importancia para las comunidades locales, que dependen de sus recursos hídricos y de los beneficios que brinda a la agricultura y la vida silvestre. Por tanto, es esencial garantizar su conservación y protección, no sólo como un ecosistema valioso, sino también como un activo fundamental para el bienestar de quienes habitan en su entorno.

- ÁREA →  $40.93 \text{ km}^2$
- PERÍMETRO →  $36.77 \text{ km}$
- ALTITUD MÁXIMA →  $1350 \text{ msnm}$
- ALTITUD MÍNIMA →  $155 \text{ msnm}$
- ALTURA PROMEDIO →  $534 \text{ msnm}$
- LONG AXIAL LARGO →  $11.5 \text{ km}$
- LONG AXIAL ANCHO →  $7.05 \text{ km}$
- PENDIENTE PROMEDIO →  $19.5^\circ$
- LONGITUD DEL CAUCE PRINCIPAL → Aprox.  $11.14 \text{ km}$

## 2. Regresión logística

El método estadístico multivariado denominado regresión logística (RL) estima la relación de una variable dependiente categórica (la ocurrencia de movimientos en masa) de valores binarios de 0 (no ocurrencia) y 1 (si ocurrencia), con un grupo de variables independientes, en este caso las variables condicionantes del terreno.

La ventaja de la RL es que las variables predictoras no requieren tener distribución normal y pueden ser discretas o continuas, o una combinación de ambas.

A continuación se implementará el método de RL para evaluar la susceptibilidad por movimientos en masa. En este ejemplo sólo se utilizarán tres variables (pendiente, aspecto, curvatura y geología). Cabe aclarar que la variable elevación se correlaciona mucho con la variable geología a la hora de hacer la tabla con statsmodels entonces daba un **error de colinealidad**, entonces tocaba eliminar una de las dos, por lo que **el modelo se hizo sin la variable elevación y se dejó la variable geología**.

Lo primero es que con nuestro DataFrame creado con anterioridad, se recomienda normalizar los valores. La RL es un algoritmo geométrico sensible a las unidades de cada variable.

```
[31]: d1={'inventario':inventario_vector_MenM,'pendiente':pendiente_vector_MenM,'aspecto':aspecto_vector_MenM, 'geologia':geologia_vector_MenM, 'curvatura':curvatura_vector_MenM}
df1 = pd.DataFrame(d1)
print(list(df1.columns))

['inventario', 'pendiente', 'aspecto', 'geologia', 'curvatura']
```

```
[32]: #Normalizamos las variables de la data frame
var_names2=['aspecto','pendiente', 'curvatura']
for var in var_names2:
    df1[var]=(df1[var]-df1[var].mean())/df1[var].std()
df1.head()
```

```
[32]:
```

	inventario	pendiente	aspecto	geologia	curvatura
0	0.0	-1.079078	-0.044614	3.0	-0.444951
1	0.0	-1.021525	-0.254136	3.0	-0.894841
2	0.0	-0.990910	0.124493	3.0	1.354610
3	0.0	-1.220003	-0.124896	3.0	0.454829
4	0.0	-1.367071	-0.044614	3.0	0.004939

Luego para resolver este modelo existen statsmodels y sklearn. La primera de ellas nos ofrece un resumen con los resultados y métricas de desempeño del modelo y utilizar la librería Patsy que permite el uso de fórmulas, esta fue la que se utilizó en este caso.

```
import statsmodels.formula.api as smf
lr = smf.logit(formula = "inventario ~ pendiente + C(geologia) + aspecto + curvatura", data = df1).fit()
print(lr.summary())
```

Warning: Maximum number of iterations has been exceeded.  
Current function value: 0.118474  
Iterations: 35

C:\Users\carol\anaconda3\Lib\site-packages\statsmodels\base\model.py:607: ConvergenceWarning: Maximum Likelihood optimization failed to

Logit Regression Results

	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
Dep. Variable:	inventario					
Model:	Logit					
Method:	MLE					
Date:	Tue, 21 Nov 2023					
Time:	12:55:40					
converged:	False					
Covariance Type:	nonrobust					
No. Observations:	259233					
Df Residuals:	259226					
Df Model:	6					
Pseudo R-squ.:	0.09257					
Log-Likelihood:	-30712.					
LL-Null:	-33846.					
LLR p-value:	0.000					
Intercept	-2.6327	0.020	-131.016	0.000	-2.672	-2.593
C(geologia)[T.2.0]	-1.5294	0.026	-57.741	0.000	-1.581	-1.478
C(geologia)[T.3.0]	-47.9750	1.68e+09	-2.85e-08	1.000	-3.3e+09	3.3e+09
C(geologia)[T.15.0]	-15.4357	619.970	-0.025	0.980	-1230.554	1199.683
pendiente	-0.3382	0.014	-24.944	0.000	-0.365	-0.312
aspecto	0.0745	0.011	6.618	0.000	0.052	0.097
curvatura	-0.0553	0.013	-4.187	0.000	-0.081	-0.029

Entre los resultados se destacan el estimador para los coeficientes (máxima verosimilitud -MLE-), el logaritmo del estimador MLE (Log-likelihood), el coeficiente de ajuste (Pseudo R-squ.).

Con respecto a los coeficientes se presenta el valor de la prueba de hipótesis nula que el valor del coeficiente es igual a cero (z) como el valor del coeficiente entre el error estándar (std err), y el p-value ( $P>|z|$ ), este valor debe ser menor al 5% (0.05) que en nuestro caso es de 0.0, lo cual significa que la probabilidad que el coeficiente tenga un valor de 0 es muy bajo. Finalmente se presenta el rango del 95% del dominio del valor del coeficiente.

Luego lo que hacemos en este método es parametrizar el modelo de diferentes formas, sin embargo requiere ingresar entre variables dependientes y variables independientes, haciendo la transformación la variable categórica así:

```
X=df1.drop("inventario", axis=1)
y=df1['inventario']
X.head()
```

	pendiente	aspecto	geologia	curvatura
0	-1.079078	-0.044614	3.0	-0.444951
1	-1.021525	-0.254136	3.0	-0.894841
2	-0.990910	0.124493	3.0	1.354610
3	-1.220003	-0.124896	3.0	0.454829
4	-1.367071	-0.044614	3.0	0.004939

```
dummy_geologia=pd.get_dummies(X['geologia'],prefix='geo')
column_name=X.columns.values.tolist()
column_name.remove('geologia')
X1=X[column_name].join(dummy_geologia)
X1.head()
```

	pendiente	aspecto	curvatura	geo_1.0	geo_2.0	geo_3.0	geo_15.0
0	-1.079078	-0.044614	-0.444951	0	0	1	0
1	-1.021525	-0.254136	-0.894841	0	0	1	0
2	-0.990910	0.124493	1.354610	0	0	1	0
3	-1.220003	-0.124896	0.454829	0	0	1	0
4	-1.367071	-0.044614	0.004939	0	0	1	0

Pasamos a importar esta función para RL, y se construye el modelo con los hiperparámetros. Estamos asignándole un `class_weight = balanced` para que asigne más peso a las celdas minoritarias, en este caso las celdas donde  $y=1$ . De esta forma RL nos ayuda a resolver el problema de la base de datos original desbalanceada. El segundo hiperparámetro que utilizamos es el tipo de algoritmo para resolver la RL, en este caso utilizaremos `newton-cg`. La librería “sklearn” utiliza por defecto el hiperparámetro `fit_intercept` con un valor de `True` que equivale a incluir el intercepto.

```
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
model=LogisticRegression(class_weight='balanced', solver='newton-cg')
model
```

LogisticRegression

```
LogisticRegression(class_weight='balanced', solver='newton-cg')
```

Al tener el modelo construido, se le asignan los datos con la función fit, en este caso, primero la matriz con las variables predictoras, y luego la variable y. De esta forma el modelo se entrena con los datos y se pueden obtener los resultados de los valores de los coeficientes con la función coef\_

```
result=model.fit(X1,y)
print(result.coef_)
```

```
[[-0.41004726 -0.01958664 -0.0871463    3.333273    1.8276798  -3.6375787
 -1.571927   ]]
```

Ya con nuestro modelo entrenado y ya guardado en la variable result podemos entonces obtener los valores que predice el modelo para toda la matriz con las variables predictoras. Para eso se utiliza la función predict. **Esta función clasifica cada celda como inestable (1) o estable (0).** Además, también se puede obtener los resultados del modelo antes de clasificarlo como (0,1). es decir la probabilidad de cada celda de ser 0 o de ser 1.

```
y_pred=result.predict(X1)
y_pred
```

```
array([0., 0., 0., ..., 1., 1., 1.])
```

```
y_prob=result.predict_proba(X1)
y_prob
```

```
array([[0.99648917, 0.00351084],
       [0.99641955, 0.00358048],
       [0.99711305, 0.00288693],
       ...,
       [0.20712996, 0.79287004],
       [0.18350607, 0.8164939 ],
       [0.20065725, 0.79934275]], dtype=float32)
```

```
y_probs=result.predict_proba(X1)[:,-1]
y_probs
```

```
array([0.00351084, 0.00358048, 0.00288693, ..., 0.79287004, 0.8164939 ,
       0.79934275], dtype=float32)
```

Después lo que haremos es que construiremos entonces un nuevo DataFrame, pero en este caso con el vector completo, sin eliminar las celdas por fuera de la cuenca, y las celdas por fuera de la cuenca, en lugar de tener un valor de NaN les daremos un valor de 0.

```
pendiente_vector2=np.nan_to_num(pendiente_vector)
curvatura_vector2=np.nan_to_num(curvatura_vector)
aspecto_vector2=np.nan_to_num(aspecto_vector)
geologia_vector2=np.nan_to_num(geologia_vector)

f={'pendiente':pendiente_vector2,'aspecto':aspecto_vector2,'geologia':geologia_vector2, 'curvatura':curvatura_vector2}
x_map=pd.DataFrame(f)
dummy_geologia=pd.get_dummies(x_map['geologia'],prefix='geo')
column_name=x_map.columns.values.tolist()
column_name.remove('geologia')
x_map=x_map[column_name].join(dummy_geologia)
x_map=x_map.drop('geo_0.0',axis=1)
```

Nos queda reconstruir a partir de dicho vector la matriz que conforma la cuenca con los valores de susceptibilidad. Para eso utilizaremos como máscara el mapa de la pendiente, dándonos el siguiente resultado del método de regresión logística para la cuenca del Río Bedó el Índice de Susceptibilidad.

```
y_pred=model.predict_proba(x_map)[: ,1]

raster = rio.open('https://github.com/Caritos113/Cartograf-a-Geot-cnica/blob/main/Taller%203/Variables/Slope.tif?raw=true')
pendiente=raster.read(1)

IS=y_pred.reshape(pendiente.shape)
IS=np.where(pendiente<0,np.nan,IS)
plt.imshow(IS)
plt.colorbar();
```

