

Métodos de estadística espacial para el estudio de mercadeo financiero

Grupo # 24

BRIAN GRANADOS^{1,a}

¹DEPARTAMENTO DE ESTADÍSTICA, FACULTAD DE CIENCIAS, UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA, BOGOTÁ, COLOMBIA

Abstract

This research aims to determine the influence of demographic and economic variables on the departmental deposits of Banco Agrario de Colombia in the last quarter of 2020 in order to diagnose the possible departments where it is feasible to create new bank branches. To do so, different regression models were developed where, based on the AIC information criterion, better results were evidenced with the spatial autoregressive error model (SEM) in which the deposits of the bank of the west, the bank Caja Social and gross domestic product.

With the SEM model, taking the estimated values as a reference and with the entity in question, they are proposed as potential departments for new branches in the departments of Risaralda, Quindio, Arauca and Sucre.

Resumen

Esta investigación pretende determinar la influencia de variables demográficas y económicas en las captaciones departamentales del Banco Agrario de Colombia en el último trimestre del año 2020 con el fin de diagnosticar los potenciales departamentos donde sea viable crear nuevas sucursales bancarias. Para realizarlo, se elaboraron diferentes modelos de regresión donde se evidenció, basados en el criterio de información AIC, mejores resultados con el modelo de error autorregresivo espacial (SEM) en el que fueron significativas las captaciones del Banco de Occidente, el Banco Caja Social y el producto interno bruto.

Con el modelo SEM, tomando los valores estimados como referencia y consultando con la entidad en mención, se proponen como departamentos potenciales para nuevas sucursales a los departamentos de Risaralda, Quindio, Arauca y Sucre.

Palabras clave: Regresión espacial, Captaciones, Modelo de error autorregresivo espacial.

^aUniversidad Nacional de Colombia. E-mail: bngranados@unal.edu.co

Contents

| | | |
|----------|---|-----------|
| 1 | Justificación | 3 |
| 2 | Metodología | 4 |
| 3 | Conclusiones y discusiones | 11 |
| 4 | Anexos | 12 |
| 4.1 | Código | 12 |
| 4.2 | Detalle matriz de conectividad espacial | 14 |

1. Justificación

Los estudios de mercadeo son una actividad de suma relevancia en la implementación de nuevos productos o servicios, esto permite conocer puntos claves del público objetivo, sus gustos y dar una estimación de la viabilidad comercial de ese nuevo ente que se pretende brindar (Fernandez 2017).

Los bancos en particular, han implementado sus estudios de mercadeo, no sólo para hallar potenciales clientes sino para detectar de forma pronta amenazas o crisis en segmentos poblacionales (Calabrese & Giudici 2015). Se caracteriza el comportamiento de clientes potenciales frente a nuevos productos como tarjetas de crédito, seguros, polizas entre otros. Lo anterior le da la oportunidad a las entidades de prever las captaciones y decidir si tiene viabilidad lanzar algún producto o servicio.

El Banco Agrario de Colombia es una entidad financiera estatal definida como sociedad de economía mixta del orden nacional la cual hace parte del Ministerio de Hacienda y Desarrollo Rural. Fundada en 1999, tiene su domicilio principal en la ciudad de Bogotá D.C, en la República de Colombia y actualmente cuenta con presencia en los 32 departamentos del país con un total de 788 oficinas

Este estudio pretende determinar las variables que más influyen sobre las captaciones del Banco Agrario para así establecer las ubicaciones óptimas de nuevas sucursales. Dichas variables fueron escogidas con el fin de capturar información tanto del aspecto social como de la dinámica económica de cada departamento.

Dada la misión y visión de la entidad, las variables de actividad agrícola, rural, pecuaria, pesquera y forestal hubiesen sido importantes en el análisis, sin embargo no se evidenciaron reportes actualizados departamentalmente sobre el tema lo que limita el estudio a otras variables potencialmente significativas.

Se busca entonces describir de forma exploratoria el comportamiento de las captaciones realizadas por la entidad, analizando también la relación existente con las competencias bancarias directas en el último trimestre del año 2020. Análogamente se busca determinar la existencia y caracterizar la estructura de autocorrelación presente en las captaciones con herramientas como el índice de Moran y utilizar métodos de regresión espacial con el fin de modelar las mejores ubicaciones para las captaciones del Banco Agrario de Colombia.

2. Metodología

- Descripción de los datos

Los datos utilizados para la presente investigación fueron tomados de diferentes fuentes donde la base principal se encontró en los datos abiertos de la superintendencia financiera de Colombia la cual brinda las captaciones por entidad bancaria segmentada por departamentos y municipios (*Superintendencia Financiera de Colombia Captaciones por entidad - Departamentos y municipios - Bancos n.d.*).

Posteriormente se agregaron variables que, se ha evidenciado en la literatura, pueden llegar a tener influencia sobre el desempeño económico de diversas entidades como el desempeño económico de las empresas definidas como competencias (Bozkurt, Karakuş & Yıldız 2018), Índices de calidad de vida y componentes macroeconómicos (Wang & Guan 2017). La descripción de las variables se encuentra en la tabla 1.

| Variable | Descripción |
|-----------|---|
| CAP_BAC | Captaciones del Banco Agrario de Colombia en el cuarto trimestre del 2020 (escala en miles de millones) |
| CAP_BOG | Captaciones del Banco de Bogotá en el cuarto trimestre del 2020 (escala en miles de millones). |
| CAP_BC | Captaciones del Bancolombia en el cuarto trimestre del 2020 (escala en miles de millones). |
| CAP_OCC | Captaciones del Banco de Occidente en el cuarto trimestre del 2020 (escala en miles de millones). |
| CAP_CS | Captaciones del Banco Caja Social en el cuarto trimestre del 2020 (escala en miles de millones). |
| NBI | proporción de personas con necesidades básicas insatisfechas. |
| Población | Habitantes por departamento |
| PIB | Producto interno bruto, magnitud del valor monetario de la producción de bienes y servicios segmentado por departamento |

TABLA 1: Descripción de variables utilizadas en el análisis

La figura 1 muestra que las captaciones superiores se encontraron en los departamentos de Bogotá, Antioquia, Boyacá, Cundinamarca, Santander, Cauca y Nariño mientras las captaciones más bajas se obtuvieron en los de-

partamentos de Amazonas, Vichada, Guaviare, La Guajira, Quindio, Magdalena y Risaralda

Distribución de captación Banco Agrario de Colombia

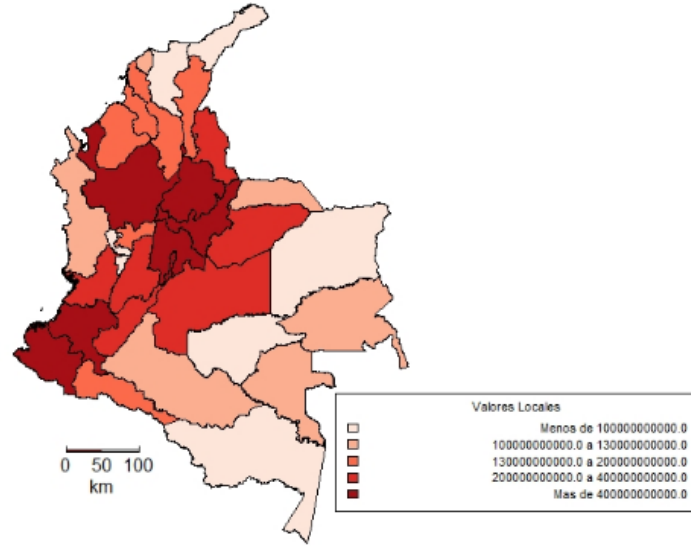


FIGURA 1: Captaciones del Banco Agrario de Colombia durante el último trimestre del año 2020

- El paso a seguir, luego de entender la naturaleza de las variables previamente descritas, es la realización de los centroides de cada departamento y de esta forma definir la forma en que relacionaran dichos puntos. En este caso en particular se optó por definir la matriz de conectividad como la vecindad usual de la forma:

$$w_{ir} = \begin{cases} 1 & \text{si el departamento } i \text{ es contiguo del departamento } r \\ 0 & \text{En otro caso} \end{cases} \quad (1)$$

La conectividad definida se puede evidenciar de forma grafica como se observa en la figura 2 y de forma más detallada en el anexo 2.

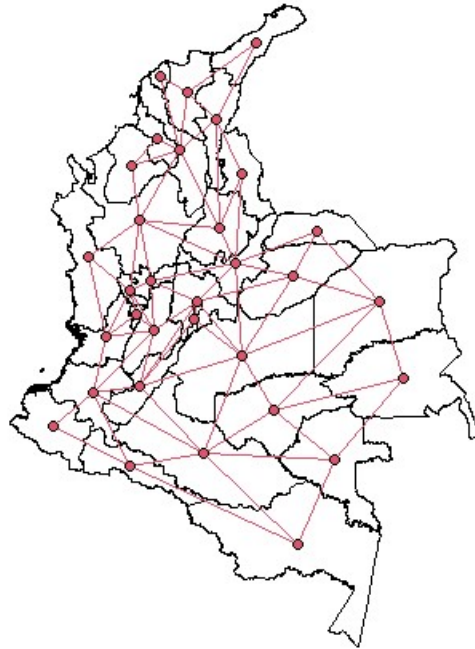


FIGURA 2: Centroides

Salvo por el comportamiento de las captaciones en los departamentos de Risaralda y Quindio, la figura 1 sugiere la presencia de correlación espacial presente en las captaciones. Con la matriz de conectividad W previamente definida se obtienen resultados tentativos similares con los valores del test de Moran aplicado a los valores de CAP_BAC como se observa en el dispersograma de la figura 3 Y de manera gráfica se puede dar una idea de la correlación espacial presente con el dispersograma de Moran en la figura 3

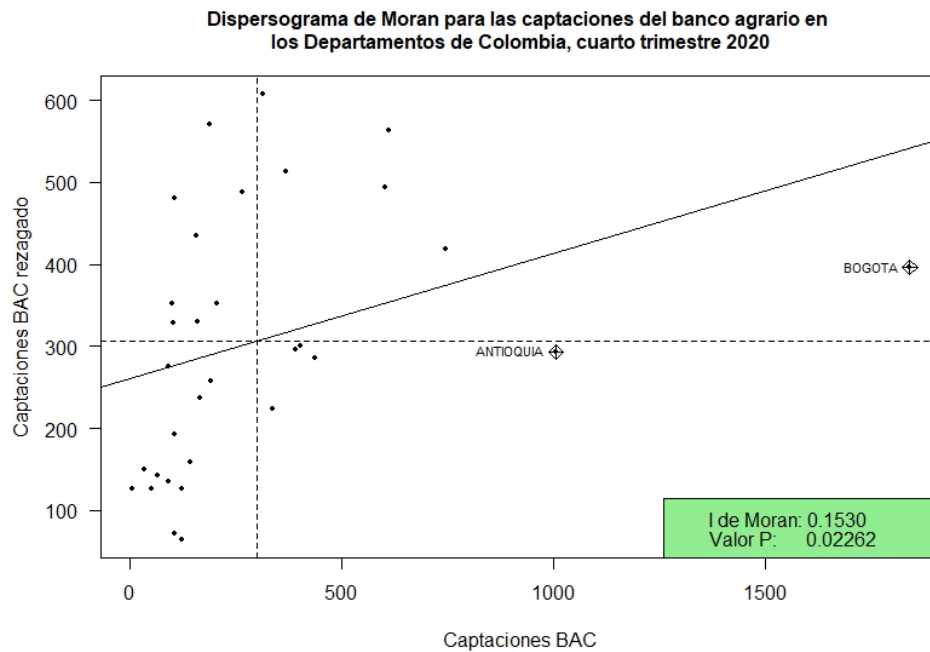


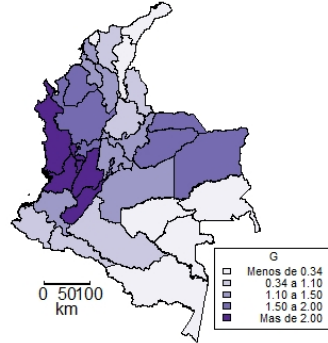
FIGURA 3: Dispersograma de Moran

A un nivel de confianza del 95% las captaciones se encuentran autocorrelacionadas espacialmente de forma positiva. esto indica que hay evidencia estadística para mencionar que departamentos con captaciones altas se rodean de otros departamentos con captaciones altas, y de igual manera, departamentos con captaciones bajas, se rodean de otros con captaciones bajas.

Este análisis es tentativo dado que se realiza sobre los valores de la variable más no sobre los residuales, sin embargo ya se presenta una idea de la posible correlación espacial.

- Se hallan también agrupaciones por medio del estadístico de Getis Ord Local de captaciones por departamento como se observa en la figura 4

G Getis Ord Local para las captaciones del banco agrario en Colombia, cuarto trimestre 2020



P- Valor de G Getis Ord Local para las captaciones del banco agrario en Colombia, cuarto trimestre 2020

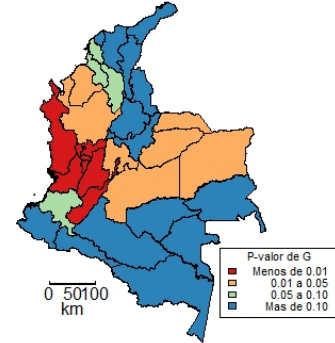


FIGURA 4: Valores del índice G de Getis Ord con su respectivo valor-P

Aunque los resultados por municipios pueden llegar a ser mucho más concluyentes, el estudio de captaciones departamentales ya muestra agrupaciones significativas en los departamentos de Chocó, Risaralda, Quindío Valle del Cauca, Tolima y Huila de forma positiva. Otro grupo conformado por Antioquia, Caldas y Cordoba

- Modelo

El primer paso propuesto fue realizar una regresión lineal sin tener en cuenta la posible correlación espacial con el modelo

$$CAP_BAC_i = \beta_0 + \beta_1 PIB_i + \beta_2 NBI_i + \beta_3 CAP_BOG_i + \beta_4 CAP_CB_i + \beta_5 CAP_OCC_i + \beta_6 CAP_CS_i + \beta_7 Poblacion_i + e_i$$

Se continua ahora calculando el índice de Moran Global sobre los residuos del modelo de regresión lineal.

| Test de Moran | | | |
|---------------|-------------|------------|---------|
| Estadístico | Esperanza | Varianza | Valor P |
| 0.19968375 | -0.03225806 | 0.01156921 | 0.01553 |

TABLA 2: Test de Moran para los residuales del modelo OLS

Los resultados obtenidos en la tabla 2 sugieren que hay evidencia estadística, con un nivel de significancia del 5%, para rechazar la hipótesis nula de aleatoriedad espacial. Dado lo anterior se procede a evaluar modelos que involucren la correlación espacial.

Los modelos evaluados se ejecutaron con las variables explicativas PIB,

NBI, CAP_BOG, CAP_BC, CAP_OCC, CAP_CS y Población con lo que se obtuvieron los resultados de la tabla 3

| | Modelo | AIC |
|------------------|---|----------|
| SLX | $y = X\beta + WX\theta + e$ | 423.9263 |
| Lag Y | $y = X\beta + WX\theta + u, u = \lambda Wu + e$ | 416.502 |
| SEM | $y = \rho Wy + X\beta + e$ | 414.7949 |
| SDEM | $y = X\beta + WX\theta + u, u = \lambda Wu + e$ | 425.5862 |
| SDM | $y = \rho Wy + X\beta + WX\theta + e$ | 424.9353 |
| Modelo de Manski | $y = \rho Wy + X\beta + WX\theta + u, u = \lambda Wu + e$ | 426.8164 |
| SAC | $y = \rho Wy + XB + u, u = \lambda Wu + e$ | 416.4787 |

TABLA 3: Descripción de los modelos probados

Seleccionamos ahora el modelo con menor AIC, en este caso, el modelo de error autorregresivo espacial (SEM).

Posteriormente se omiten las variables no significativas en el modelo, para este caso las variables NBI, CAP_BC, CAP_BOG y población fueron no significativas, esto concluye con el modelo

$$y = \rho Wy + X\beta + e$$

Donde

$$w_{ir} = \begin{cases} 1 & \text{si el departamento } i \text{ es contiguo del departamento } r \\ 0 & \text{En otro caso} \end{cases} \quad (2)$$

Con lo que se obtiene la estimación de los parámetros

| Autoregresión Espacial | | | | | |
|------------------------|---------------|------------|----------------|------------------------|-------|
| Modelo | Coefficientes | Estimación | Error Estandar | Pr(> z) | AIC |
| SEM | Intercepto | 100.9817 | 46.4426 | 0.029680 | 408.5 |
| | PIB | 0.006111 | 0.00092 | $4.738 \cdot 10^{-11}$ | |
| | CAP_OCC | -0.04669 | 0.01466 | 0.001451 | |
| | CAP_CS | 0.072610 | 0.02868 | 0.011366 | |

TABLA 4: Coeficientes de las variables significativas

Por lo anterior es posible estimar las captaciones del Banco Agrario de Colombia con el PIB, las captaciones del Banco de Occidente y las captaciones del Banco Caja Social. Entre más PIB se estiman más captaciones de la entidad en mención, al igual que entre más captaciones del Banco de Occidente se estiman más captaciones del Banco Agrario. Caso contrario a lo que sucede con las captaciones del Banco de Occidente donde a mayores captaciones se estiman menores captaciones para el Banco Agrario

Finalmente, se visualizan los valores estimados por el modelo SEM como se aprecia en el mapa de la figura 5

Valores ajustados mediante el modelo SEM para las captaciones del banco agrario en Colombia, cuarto trimestre 2020

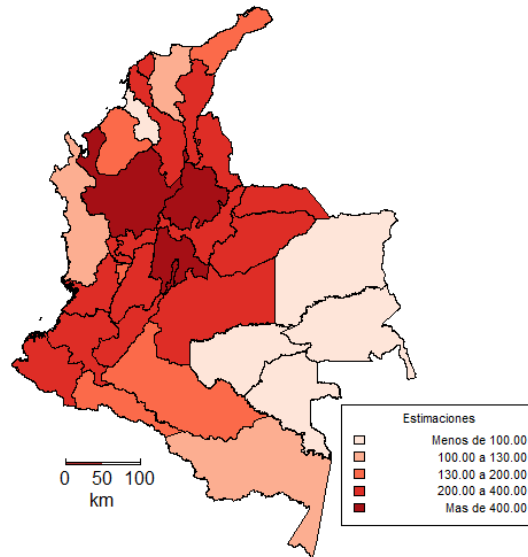


FIGURA 5: Captaciones estimadas del Banco Agrario de Colombia durante el último trimestre del año 2020

Para brindar una idea de la calidad del ajuste se calculó el R^2 de Nagelkerke (Flahaut 2004) cuyo resultado fue 0.88824, es decir, el modelo establecido logra explicar cerca del 89% de la variabilidad presente (Nagelkerke et al. 1991).

Finalmente verificamos que, con el modelo planteado, no se encuentre evidencia estadística para considerar autocorrelación presente en los residuales, para esto se realizó un test de Moran cuyos resultados se encuentran en la tabla 5

| Test de Moran | | | |
|---------------|-----------|----------|---------|
| Estadístico | Esperanza | Varianza | Valor P |
| 0.0527 | -0.0322 | 0.01029 | 0.2012 |

TABLA 5: Test de Moran para los residuales del modelo SEM

3. Conclusiones y discusiones

Se procedió a evaluar la influencia de variables económicas y demográficas en las captaciones del Banco agrario de Colombia para el cuarto trimestre del 2020. En esta investigación se obtuvieron diversas conclusiones en las que resaltan que las captaciones departamentales están correlacionadas positivamente con las captaciones de los departamentos vecinos, que se tienen agrupaciones marcadas en la zona central del país en los departamentos de Bogotá, Cundinamarca, Boyacá, Santander y Antioquia; Agrupaciones en la zona occidental del país en los departamentos de Choco, Risaralda, Quindio, Valle del Cauca, Tolima y Huila y finalmente, agrupaciones en la Amazonia, Vaupes, Guainia y Guaviare.

Por otro lado se nota que, de los modelos evaluados, el mejor modelo fue el modelo de error autorregresivo espacial (SEM) con las variables explicativas el producto interno bruto, las captaciones departamentales del banco de occidente y las captaciones departamentales del banco caja social. En este modelo se siguen estimando captaciones por debajo de los \$100.000'000.000 para los departamentos de vichada y Guaviare y captaciones superiores a los \$400.000'000.000 para los departamentos de Antioquia, Bogotá, Cundinamarca, y Santander. Sin embargo, se obtuvieron cambios notable en las captaciones estimadas de los departamentos de Risaralda y Quindio que sería interesante evaluar en una futura investigación. Como discusion se pensaba que las variables demográficas como el NBI y la población serian significativas sin embargo, departamentalmente, no fueron relevantes en el modelo.

Lo previamente expuesto motiva la cuestion del comportamiento de las captaciones a nivel municipal, donde se obtendrían resultados más utiles para estudios de mercadeo para posicionamiento de nuevas sucursales bancarias. Sin embargo, los datos para los municipios no se encuentran presentes o no lo hacen de manera actualizada. El progreso científico, económico y social se logra también con acceso libre, actualizado y adecuado a bases de datos del país.

Referencias

- Bozkurt, İ., Karakuş, R. & Yildiz, M. (2018), 'Spatial determinants of financial inclusion over time', *Journal of International Development* **30**(8), 1474–1504.
- Calabrese, R. & Giudici, P. (2015), 'Estimating bank default with generalised extreme value regression models', *Journal of the Operational Research society* **66**(11), 1783–1792.
- Fernandez, F. J. (2017), *Estudio de mercado*, Lulu. com.
- Flahaut, B. (2004), 'Impact of infrastructure and local environment on road unsafety: Logistic modeling with spatial autocorrelation', *Accident Analysis & Prevention* **36**(6), 1055–1066.
- Nagelkerke, N. J. et al. (1991), 'A note on a general definition of the coefficient of determination', *Biometrika* **78**(3), 691–692.
- Superintendencia Financiera de Colombia Captaciones por entidad - Departamentos y municipios - Bancos (n.d.), <https://www.superfinanciera.gov.co/descargas/institucional/pubFile1050986/01-captaciones-por-entidad-departamento-y-municipio-bcos.xlsx>. Recuperado: 2021-04-03.
- Wang, X. & Guan, J. (2017), 'Financial inclusion: measurement, spatial effects and influencing factors', *Applied Economics* **49**(18), 1751–1762.

4. Anexos

4.1. Código

```
library(openxlsx);library(dplyr)
library(rgdal);library(mapttools)
library(GISTools);library(spdep)
library(readr);library(car)
library(readxl);library(psych)
library(rgdal);library(FactoClass)
library("GWmodel");library("mapsRinteractive")
# Lectura de Datos
BASE <- read_excel("BASE.xlsx")
# Lectura del Shape de Colombia por Departamentos
Colombia = readOGR(dsn = "Geodatabase Colombia", layer = "departamentos")
#Cruce de información con el shape cargado
Insumo = merge(Colombia, BASE, by.x="COD_DANE", by.y="Cod")
Insumo = subset(Insumo[c(1:31,33),])

Conversión a Coordenadas UTM
Crs.geo = CRS("+proj=tmerc +lat0 = 4.599047222222222 +lon0 =
-74.08091666666667 +k = 1 + x0 = 1000000 + y0 = 1000000 + ellps = intl + towgs84 =
307,304,-318,0,0,0,0 + units = m + no_defs")proj4string(Insumo) < -Crs.geoInsumo.utm =
spTransform(Insumo,Crs("+init = epsg : 3724 + units = km"))
```

```

#---
# MATRIZ DE VECINDADES (W)
#---
## Centroides de las Áreas
Centros = getSpPPolygonsLabptSlots(Insumo.utm)
Centroids <- SpatialPointsDataFrame(coords = Centros, data=Insumo.utm@data,
                                   proj4string=CRS("+init=epsg:3724 +units=km"))
# Matriz de Distancias entre los Centriodes
Wdist = dist(Centros, up=T)
# Matriz W de vecindades
library(pgirmess)
library(HistogramTools)
library(strucchange)
library(spdep)
Insumo.nb = poly2nb(Insumo.utm, queen=T)
Insumo.lw = nb2listw(Insumo.nb)
Insumo.lwb = nb2listw(Insumo.nb, style="B")
Insumo.lwc = nb2listw(Insumo.nb, style="C")
Insumo.lwu = nb2listw(Insumo.nb, style="U")
Insumo.lww = nb2listw(Insumo.nb, style="W")
# Mapa de Valores Observados
windows()
choropleth(Insumo, Insumo$CAP_BAC)
shad=auto.shading(Insumo$CAP_BAC,n=5,cols=(brewer.pal(5,"Reds")),cutter=quantileCuts)
choro.legend(1555874,535165.5, shad, fmt="%1.1f", title = "Valores Locales", cex=0.7,
             under = "Menos de", between = "a", over = "Mas de")
title("Valores Observados para las captaciones del banco agrario
      en Colombia, cuarto trimestre 2020", cex.main=1)
map.scale(755874,335165.5, 250000, "km", 2, 50, sfcol='brown')
#-----
# PRUEBAS DE AUTOCORRELACION
#-----

# Moran
moran.test(Insumo$CAP_BAC, Insumo.lw)
# Dispersograma de Moran
windows()
moran.plot(Insumo$CAP_BAC, Insumo.lw, labels=as.character(Insumo$Departamento),
           xlab="Captaciones BAC",ylab="Captaciones BAC rezagado",las=1,pch=16,cex=0.5)
legend("bottomright",legend=c("I de Moran:0.1530","Valor P:0.02262"),cex=1,
      bg='lightgreen')
title("Dispersograma de Moran para las captaciones del banco agrario en
      los Departamentos de Colombia, cuarto trimestre 2020", cex.main=1)
# Local G
nearng = dnearneigh(coordinates(Insumo.utm), 0, 550)
Insumo.lw.g = nb2listw(nearng, style="B")

localG = localG(Insumo$CAP_BAC, Insumo.lw.g); localG

# Simulaci?n montecarlo
sim.G = matrix(0,1000,32)
for(i in 1:1000) sim.G[i,] = localG(sample(Insumo$CAP_BAC),Insumo.lw.g)
mc.pvalor.G = (colSums(sweep(sim.G,2,localG,">="))+1)/(nrow(sim.G)+1)
mc.pvalor.G

# Mapas
par(mfrow=c(1,2), mar=c(1,1,8,1)/2)
shadeg = auto.shading(localG, n=5, cols=(brewer.pal(5,"Purples")), cutter=quantileCuts)
windows()
choropleth(Insumo, localG, shading=shadeg)
choro.legend(1555874,535165.5, shadeg, fmt="%1.2f", title = "G", cex=0.7,
             under = "Menos de", between = "a", over = "Mas de")
title("G Getis Ord Local para las captaciones del banco agrario
      en Colombia, cuarto trimestre 2020", cex.main=1)
map.scale(755874,335165.5, 250000, "km", 2, 50, sfcol='brown')
# Mapa de P-values
windows()
shadegp = shading(c(0.01,0.05,0.1), cols = (brewer.pal(4,"Spectral")))
choropleth(Insumo, mc.pvalor.G, shading=shadegp)
choro.legend(1555874,535165.5, shadegp, fmt="%1.2f", title = "P-valor de G", cex=0.7,
             under = "Menos de", between = "a", over = "Mas de")
title("P- Valor de G Getis Ord Local para las captaciones del banco agrario
      en Colombia, cuarto trimestre 2020", cex.main=1)
map.scale(755874,335165.5, 250000, "km", 2, 50, sfcol='brown')

```

```

####Modelos SDEM, SDM, Manski, SARAR#####
reg.eq1=CAP_BAC ~ PIB + NBI + CAP_BOG+CAP_BC + CAP_OCC + CAP_CS+ Población
reg1=lm(reg.eq1,data=Insumo) #OLS
reg2=lmSLX(reg.eq1,data=Insumo, Insumo.lw) #SLX
reg3=lagsarlm(reg.eq1,data= Insumo, Insumo.lw) #Lag Y
reg4=errorsarlm(reg.eq1,data=Insumo, Insumo.lw) #Spatial Error
reg5=errorsarlm(reg.eq1, data=Insumo, Insumo.lw, etype="emixed") #SDEM
reg6=lagsarlm(reg.eq1, data=Insumo,Insumo.lw, type="mixed") #SDM
reg7=sacsarlm(reg.eq1,data=Insumo, Insumo.lw, type="sacmixed") #Manski Model
reg8=sacsarlm(reg.eq1,data=Insumo,Insumo.lw, type="sac") #SARAR o Kelejian-Prucha
#Resumen de modelos
s=summary
s(reg1)#OLS
s(reg2)#SLX
s(reg3)#Lag Y
s(reg4)#Lag Error (SEM)
s(reg5)#Durbin Error (SDEM)
s(reg6)#Durbin (SDM)
s(reg7)#Manski
s(reg8)#SARAR lag Y and lag e (SAC)
#Calculo de variables significativas
reg.eq2=CAP_BAC ~ PIB + CAP_BOG+CAP_BC + CAP_OCC + CAP_CS+ Población
reg4=errorsarlm(reg.eq2,data=Insumo, Insumo.lw)
s(reg4)#Lag Error (SEM)
reg.eq3=CAP_BAC ~ PIB + CAP_BOG + CAP_OCC + CAP_CS+ Población
reg4=errorsarlm(reg.eq3,data=Insumo, Insumo.lw)
s(reg4)#Lag Error (SEM)
reg.eq4=CAP_BAC ~ PIB + CAP_OCC + CAP_CS+ Población
reg4=errorsarlm(reg.eq4,data=Insumo, Insumo.lw)
s(reg4)#Lag Error (SEM)
reg.eq5=CAP_BAC ~ PIB + CAP_OCC + CAP_CS
reg4=errorsarlm(reg.eq5,data=Insumo, Insumo.lw)
s(reg4)#Lag Error (SEM)
###Mapa estimado
fit = reg4$fitted.values
windows()
shade.fit = shading(c(100,130,200,400), cols=(brewer.pal(5,"Reds")))
choropleth(Insumo, fit, shading=shade.fit)
choro.legend(1555874,535165.5, shade.fit, fmt="%1.2f", title = "Estimaciones", cex=0.7,
             under = "Menos de", between = "a", over = "Mas de")
title("Valores ajustados mediante el modelo SEM para las captaciones del banco agrario
      en Colombia, cuarto trimestre 2020", cex.main=1)
map.scale(755874,335165.5, 250000, "km", 2, 50, sfcol='brown')
###R^2 Nagelkerke
summary.sarlm(reg4,Nagelkerke = TRUE)
###Test de moran residuales modelo SEM
moran.test(reg4$residuals, Insumo.lw)

```

4.2. Detalle matriz de conectividad espacial

La matriz de conectividad espacial definida previamente se puede detallar como se aprecia en las tablas 6 y 7

| | ANTIOQUIA | ATLANTICO | BOLIVAR | BOYACA | CALDAS | CAQUETA | CAUCA | CESAR | CORDOBA | CUNDINAMARCA | CHOCO | HUILA | LA GUAJIRA | MAGDALENA | META | NARIÑO |
|-----------------|-----------|-----------|---------|--------|--------|---------|-------|-------|---------|--------------|-------|-------|------------|-----------|------|--------|
| ANTIOQUIA | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| ATLANTICO | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| BOLIVAR | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| BOYACA | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| CALDAS | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| CAQUETA | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| CAUCA | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| CESAR | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 |
| CORDOBA | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| CUNDINAMARCA | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| CHOCO | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| HUILA | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| LA GUAJIRA | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| MAGDALENA | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| META | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| NARIÑO | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| NORTE SANTANDER | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| QUINDIO | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| RISARALDA | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| SANTANDER | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| SUCRE | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| TOLEMA | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| VALLE | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| ARAUCA | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| CASANARE | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| PUTUMAYO | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| AMAZONAS | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| GUAINIA | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| GUAVIARE | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| VAUPES | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| VICHADA | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| BOGOTA | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 |

TABLA 6: Matriz de conectividad W

| | ANTIOQUIA | ATLANTICO | BOLIVAR | BOYACA | CALDAS | CAQUETA | CAUCA | CESAR | CORDOBA | CUNDINAMARCA | CHOCO | HUILA | LA GUAJIRA | MAGDALENA | META | NARIÑO |
|-----------------|-----------|-----------|---------|--------|--------|---------|-------|-------|---------|--------------|-------|-------|------------|-----------|------|--------|
| ANTIOQUIA | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| ATLANTICO | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| BOLIVAR | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| BOYACA | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| CALDAS | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| CAQUETA | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 |
| CAUCA | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| CESAR | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| CORDOBA | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| CUNDINAMARCA | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| CHOCO | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| HUILA | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| LA GUAJIRA | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| MAGDALENA | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| META | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| NARIÑO | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| NORTE SANTANDER | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| QUINDIO | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| RISARALDA | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| SANTANDER | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| SUCRE | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| TOLEMA | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| VALLE | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| ARAUCA | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| CASANARE | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| PUTUMAYO | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| AMAZONAS | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| GUAINIA | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| GUAVIARE | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 |
| VAUPES | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| VICHADA | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| BOGOTA | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

TABLA 7: Continuación tabla 6