Monto en pérdidas por eventos hidrometeorológicos con declaratoria de emergencia según cantón

Fabián Hernandez
Fiorella Laurito

Tópicos de Estadística Espacial Aplicada
Escuela de Estadística
Universidad de Costa Rica

El objetivo de este estudio es cuantificar asociaciones entre el monto en pérdidas por eventos hidrometeorologicos con declaratoria de emergencia en cantones de Costa Rica y factores de riesgo asociados a cada cantón, para así poder determinar una posible priorización por regiones que permita implementar políticas de adaptacion y así evitar perdidas humanas y moderar los daños materiales generados por efectos adversos del cambio climático. Para esto se relacionó el monto en pérdidas y su ubicación geográfica con el Índice de Desarrollo Social(IDS), el Índice de Gestión Municipal(IGM) y la población de cada cantón por medio de un modelo de regresión lineal simple y los modelos autoregresivos CAR Y SAR. Se obtuvo un índice de Moran de 0.375 con un p-value cercano a cero usando el criterio de vencidad de reina, no rechazandose la prueba de dependencia espacial entre cantones para el monto de pérdidas. Para los modelos lineal simple, SAR y CAR, se obtuvo un valor de AIC de 1766.1, 1775.8 y 1766.8 de manera correspondiente. Se escoge el modelo de regresión lineal simple por poseer el meno AIC. Usando este modelo la única variable significativa con una significancia del 5 % es el IDS con un valor de -377, lo que indica que al aumentar en un punto porcentual el IDS, el monto de perdidas dismunye en 377 millones de colones. Por último, se obtuvo que los cantones con menor IDS, son los que se debería priorizar la implementacion de politicas de adaptacion contra el cambio climático.

Palabras Clave: Estadística Espacial; Estadística de áreas; modelo CAR; modelo SAR; eventos de emergencia

1. Introducción

América Central se caracteriza por ser una de las regiones más expuestas y vulnerables a los efectos adversos del cambio climático, esto debido a su ubicación geográfica y sus condiciones socioeconómicas, se afirma en el Quinto Informe de Evaluación del Grupo Intergubernamental de Expertos sobre Cambio Climático (IPCC, por sus siglas en inglés). Además, se menciona que el conjunto de factores que contribuye a aumentar las amenazas, la exposición y la vulnerabilidad de la población y los ecosistemas; son el crecimiento urbano desordenado, la contaminación de fuentes de agua y la degradación de tierras.

Esta situación no es ajena para el caso particular de Costa Rica, en el 2012 el Instituto Meteorológico

Nacional (IMN), ratifica que las condiciones del clima para el 2080 serían similares a las experimentadas por el país durante un episodio fuerte de El Niño. Es decir que, en la vertiente del Pacífico se esperaría una reducción importante en las precipitaciones, con riesgo de sequías, por el contrario, en la vertiente del Caribe se esperaría un aumento en las precipitaciones, con riesgo de grandes inundaciones.

Además, de acuerdo con un estudio de la Contraloría General de la República (2017), durante el período 1988 al 2010 los gastos en pérdidas en fenómenos climáticos extremos variaron entre 0,3 % y 1,7 % del Producto Interno Bruto(PIB) por año. De igual manera, declara que según las proyecciones de tendencias y el aumento en la probabilidad de eventos climáticos extremos, al 2025 podría incrementarse los costos ocasionados al 2.50 % del PIB.

La Comisión Nacional de Prevención de Riesgos y Atención de Emergencias (CNE) estima que en el periodo 2005-2017, se registraron pérdidas por $ 2.210 millones. No obstante, estos daños y pérdidas que indica la CNE, no incluye los costos indirectos que implican las interrupciones y perturbaciones de la vida diaria de las personas, como por ejemplo la suspensión de clases en escuelas públicas (2017).

Por otro lado, según el IPCC, los efectos adversos generados por el cambio climático en su totalidad no se le atribuyen a los eventos hidrometeorológicos (lluvias y sequías), sin embargo, la frecuencia y magnitud de dichos eventos han venido aumentando gradualmente y en consecuencia, los ecosistemas han sido afectados en la vida silvestre (IPCC, 2014).

Asimismo, los eventos hidrometeorológicos generan una serie de afectaciones en distintos sectores del país, que aunado a la vulnerabilidad y la exposición de la población, se producen conflictos sociales y un deterioro continuo de los activos de desarrollo del país. Por lo tanto, identificar las posibles variables (factores de riesgo) que impactan en el monto en pérdidas por eventos hidrometeorológicos con declaratoria de emergencia, contribuiría a determinar una priorización de cantones por medio de los factores de riesgo encontrados, para así implementar políticas de adaptación que eviten las pérdidas humanas y moderar los daños materiales generados por efectos adversos del cambio climático.

1.1. Objetivo de Investigación

El objetivo del presente estudio es estimar los coeficientes de regresión espacial de los posibles factores de riesgo en el monto de pérdidas de eventos hidrometeorológicos con declaratoria de emergencia, con fin obtener una priorización de cantones, para la la implementación de políticas de adaptación al cambio climático.

1.2. Población de estudio y muestreo

Para poder cumplir con el objetivo, se cuenta con datos históricos sobre los montos de pérdidas y daños de eventos hidrometeorológicos con declaratoria de emergencia, del año 1988 al 2017. Esta información fue recolectada y estructurada, a partir de informes y publicaciones de instituciones como el Ministerio de Agricultura y Ganadería (MAG), CNE, municipalidades, MOPT, CONAVI, entre otras. Este archivo de datos incluye únicamente eventos hidrometeorológicos con declaratoria de emergencia, dejando por fuera eventos no declarados como de emergencia pero que aun así generan pérdidas y daños. Por otro lado, a pesar del esfuerzo en la construcción de la misma, algunas variables poseen valores perdidos y está sujeta a errores humanos debido a su digitación manual. Por lo tanto para el análisis presente en estudio, se consideró el periodo 2007 al 2017, puesto que se caracteriza por estar más consolidado.

Por otro lado, que como objetivo específico se pretende medir asociaciones entre el monto en pérdidas y su ubicación geográfica y también cuantificar las tendencias y/o patrones espaciales de los datos. Para ello, la variable de interés corresponde a la suma del monto en pérdidas por eventos hidrometeorológicos con declaratoria de emergencia del periodo 2007 al 2017 (en millones de colones), mientras que las variables independientes utilizadas para el modelo son tomadas de la Contraloría General de República, Ministerio de Planificación Nacional y Política Pública (MIDEPLAN) e Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC), las cuales corresponden a las siguientes:

- Índice de Desarrollo Social (IDS)
- Dimensiones del Índice de Gestión Municipal (IGM):

- Desarrollo y Gestión Institucional
- Gestión de Desarrollo Ambiental
- Gestión de Servicios Económicos
- Gestión de Servicios Sociales
- Planificación, Participación Ciudadana y Rendición de Cuentas

- Población total de cada cantón

2. Aspectos metodológicos

En esta sección se describirán los aspectos metodológicos y tecnicos necesarios para cumplir con el objetivo de este estudio.

Para ello es imprescindible el concepto de proceso espacial, el cual se define como un proceso estocástico, donde los datos pueden ser continuos o discretos, ser agregaciones espaciales u observaciones de puntos en el espacio, la localización espacial puede ser regular o irregular y pueden hacer parte de un espacio continuo o un conjunto de datos discreto (Cressie 1993).

En un proceso espacial puede estar representado por tres tipos de datos:

- Mapas de Puntos
- Datos Geoestadísticos
- Datos Regionales (Lattice)

Para este estudio en particular, dado que se cuenta con información por cantón del país, se caracteriza por presentar datos regionales, por lo cual se emplearon técnicas de propias de Estadística de Áreas.

2.1. Datos regionales

Los datos regionales o también conocidos como datos Lattice, se caracterizan por un dominio D fijo (regular o irregular) que está formado por una colección de elementos contables de $R^d; Z(s)$ es un vector aleatorio localizado $s \in D$ (Cressie 1993).

Además, Schabenberger y Pierce (2002) afirman que los datos regionales son observaciones que son tomadas de un número finito de lugares cuyo conjunto constituye la totalidad de la región a estudiar. Es decir, la ubicación de los datos son regiones.

2.1.1. Vecinos en el espacio

Un aspecto importante en los datos Lattice, es definir la estructura de vecindad entre las áreas (Schabenberger Pierce 2002).

Según Anselin (1988), en los procesos de datos regionales y modelos de campo aleatorio, un conjunto de vecinos de una unidad espacial i es definida como el conjunto de las unidades de j para las que x_j está contenida en la forma funcional de la probabilidad condicional de x_i, condicionada a x en todos las otras unidades. Es así como el conjunto de los vecinos de i se expresa como J, para el cual:

$$P[x_i|x] = P[x_i|x_J] \tag{1}$$

donde x_J es el vector de observaciones para $x_j \forall_j \in J$, y x es el vector que contiene todos los valores en el sistema espacial. Por lo tanto el conjunto de vecinos j para i puede ser:

$$j|P[x_i] \neq P[x_i|x_j], d_{ij} < \epsilon_i, \tag{2}$$

donde $, d_{ij}$ es una medida de la distancia (que podría ser la Euclideana, o alguna otra) entre i y j en una adecuada estructura espacial, y ϵ_i, es un punto crítico de corte para cada unidad espacial i y posiblemente el mismo para todas las unidades espaciales. Este concepto alternativo de vecindad introduce una estructura adicional en los conjuntos de datos espaciales mediante la combinación de una noción de dependencia estadística con una noción de espacio (Anselin 1988).

2.1.2. Matriz de pesos espaciales

Otro aspecto importante a considerar es la matriz de pesos espaciales, la cual es donde quedan expresadas las relaciones entre los datos de unas regiones con otras. Esta matriz es llamada W y es expresada en filas i y columnas j, es decir la región i y la región j.

El término de autocorrelación espacial fue definido por Geary (1954) Moran (1950), basándose en la noción de contigüidad binaria entre unidades espaciales. Donde se especifica que, la estructura de vecinos es expresada en términos de los valores 0 y 1 ($w_{ij} = 0$ indica que las observaciones i y j no son vecinos, y $w_{ij} = 1$) (Ripley 2004).

Para considerar que las regiones se relacionan o son vecinas, sus límites comparten algunos puntos en común. Por lo cual existen tres tipos de contigüidad o criterio de vecindad que son muy conocidos, los cuales corresponden a los siguientes: criterio vecindad Torre, Alfil y Reina. Sus nombres están relacionados con los movimientos de las piezas de un tablero de ajedrez y esto se asemeja, a como una ciudad o área se puede relacionar con sus vecinos (Dubin 2009).

A continuación se detallan cada uno de los criterios de vecindad menciodados:

Criterio de vecindad Torre:

En el criterio de vecindad Torre, los vecinos son al norte, sur, este y oeste. Las regiones en el interior de la zona de estudio tendrán como máximo cuatro vecinos y las regiones en la periferia podrían tener pocos vecinos.

Criterio de vecindad Arfil:

Para el criterio de vecindad Alfil, las regiones vecinas son localizadas en las esquinas. En este criterio de vecindad, las regiones del interior pueden tener 4 vecinos, mientras los que están sobre la periferia pueden tener pocos vecinos.

Criterio de vecindad Reina: En el criterio de vecindad Reina cualquier región que toca los límites de la región i, ya sea en un lado o en una esquina, se considera que es un vecino, el número máximo de vecinos para este caso es de ocho. La matriz de pesos de la contigüidad Reina es la suma de las matrices de pesos de la contigüidad Torre y Alfil.

2.1.3. Autocorrelación espacial

Otro concepto a considerar es la dependencia espacial, la cual indica cuales unidades espaciales tienen influencia sobre una unidad particular (Anselin, 1988). Por otro lado, Goodchild (1986) define la autocorrelación espacial como el grado en la que los objetos o actividades en algún lugar de la geografía terrestre son similares a otros objetos o actividades que se encuentran cercanos en su ubicación geográfica.

Por ejemplo, considere la matriz w, si dos lugares son vecinos, entonces $wij = 1$, de lo contrario $wij = 0$. La autocorrelación espacial puede ser expresada en términos del coeficiente de correlación de Pearson, pero con valores vecinos de Y sustituidos por valores de la variable X. En otras palabras, la correlación de Pearson puede ser convertida a:

$$\rho_{ij} = \frac{\sum_{i=1}^{n}(Y_i - \bar{Y})\sum_{j=1}^{n} w_{ij}(Y_j - \bar{Y}))/\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} wij}{\sqrt[2]{\sum_{i=1}^{n}(Y_i - \bar{Y})^2/n}\sqrt[2]{\sum_{i=1}^{n}(Y_i - \bar{Y})^2/n}} \tag{3}$$

La expresión de la izquierda se convierte en la de la derecha, al sustituir Y_s por X_s en el lado izquierdo, calculando el numerador solo cuando aparece un 1 en la matriz w, y promediando el producto cruzado del numerador sobre el número total de pares. El denominador de esta expresión(4) es la varianza muestral de Y , S_y^2,

$$= \frac{n}{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} w_{ij}} \times \frac{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} w_{ij}(Y_i - \bar{Y})(Y_j - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^{n}(Y_i - \bar{Y})^2} \tag{4}$$

La anterior expresión es conocida como el coeficiente o índice de Moran (CM), que es un valor muy utilizado en el tema de autocorrelación espacial.

Cuando se habla de autocorrelación espacial en un mapa, se observa que cuando hay autocorrelación espacial positiva significa que los valores que están cerca tienen un comportamiento similar. Esto quiere decir que si una variable tiene valores altos en la región i, a su alrededor sus vecinos también tienen valores altos, valores bajos de la variable en la región i están rodeados de valores bajos, es decir la autocorrelación espacial positiva ocurre cuando las variables tienen comportamientos similares entre la region y sus vecinos (Griffith 2003).

Por el contrario, si hay autocorrelación espacial negativa, altos valores de la variable en la región i están rodeados por valores bajos en su vecindario o bajos valores de la variable en la región i están rodeadas de altos valores en su vecindad. (Griffith 2003).

2.2. Modelos implementados

En esta sección se especifican todos los detalles del modelos implementados en el estudio de las pérdidas por eventos hidrometeorológicos.

2.2.1. Modelo de regresión lineal clásico

El modelo de regresión lineal clásico esta compuesto por una variable de interés Y, la cual es función de k factores explicativos de su comportamiento:

$$Y = f(X_1, X_2, ..., X_k) \tag{5}$$

Esta muestra que dispone de n observaciones, se basa en una hipótesis de linealidad:

$$Y = X\beta + \epsilon \tag{6}$$

donde tanto como Y, X, β son vectores, es decir

$$Y_i = \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + ... + \beta_k X_{ki} + \epsilon_i \tag{7}$$

con ϵ $N(0, \delta^2)$

Si se requiere que en el modelo exista un término independiente, la variable X_{1i}, tiene que ser igual a uno, es decir, la primera columna de la matriz X tiene que ser un vector de unos (Pena et al 1999).

2.2.2. Modelos simultaneos autoregresivo(SAR)

El modelo SAR utiliza una regresión en los valores de otras áreas a tener en cuenta para la dependencia espacial. Lo cual significa que el termino error e_i se modela para que dependan unos de otros de la siguiente forma (Bivand et al 2013):

$$e_i = \sum_{j=1}^{m} B_{ij} e_i + \varepsilon_i \tag{8}$$

donde, ε_i es usada para representar los errores residuales, los cuales se asumen independientes de acuerdo a la distribución normal con media cero y matriz de covarianza $\sum \epsilon$ con $\delta^2_{\epsilon i}$, $i = 1, ..., m$, el termino B_{ij} se usa para representar la dependencia espacial entre áreas, $B_{ij} = 0$ (Waller Gotway 2004).

Ahora bien, si utilizamos el error del modelo lineal y lo expresamos como: $e = B(Y - X^T B) + \varepsilon$, podemos expresar el modelo lineal como:

$$Y = X^T B + B(Y - X^T B) + \varepsilon \tag{9}$$

donde B es una matriz que contiene los parámetros B_{ij} que describen la dependencia entre las áreas. Para que el modelo SAR esté bien definido, la matriz $(I - B)$ debe ser no singular.

Bajo este modelo, la respuesta Y se distribuye como una normal multivariante con media $E(Y) = X^T B$ y con matriz de covariancia $Var(Y) = (I - B)^(-1) \sum (I - B^T)^(-1)$.

Otra parametrización consiste en escribir el modelo con $B = \lambda W$ donde λ es el parámetro de autocorrelación espacial y W es una matriz que representa la dependencia espacial (en muchos casos se asume como simétrica). En este caso podemos reescribir la variancia como:

$$Var(Y) = \delta^2 (I - \lambda W)^{-1} (I - \lambda W)^{-1} \tag{10}$$

Para estimar estos modelos, se puede recurrir a maximizar la verosimilitud.(Jay M et al, 2017)

2.2.3. Modelos autoregresivos condicionales (CAR)

La especificación del modelo CAR se basa en el modelo condicional. De ahí que sea tan utilizado en modelos Bayesianos.

En este caso, la distribución de $e_i | e_{i-1}$ es especificada como:

$$e_i | e_{i-1} \sim N(\sum_{c_{ij} \neq 0} c_{ij} e_j, m_{ii}) \tag{11}$$

Donde c_{ij} son los parámetros de dependencia de la matriz C similares a b_{ij} y m_{ii} son los elementos de la diagonal de una matriz de covariancia (variancia). Ahora, en lugar de escribir todo el vector de e_i, podemos definir solo los vecinos del área i. Entonces, una manera muy simple de escribir la distribución condicional es:

$$e_i | e_{i-1} \sim N(\sum_{j \sim i} \frac{c_{ij} e_j}{\sum_{j \sim i} c_{ij}}, \frac{\delta^2_{ei}}{\sum_{j \sim i} c_{ij}}) \tag{12}$$

Sin embargo, al especificar las distribuciones del error condicionales, no estamos asegurando que la distribución conjunta exista. Para ello, debemos imponer ciertas restricciones.

Para tener una distribución propia, $(I - C)$ debe tener valores propios positivos, y $\sum = \delta^2 (I - C)^(-1)M$, debe ser simétrica, lo que implica que:

$$\frac{c_{ij}}{m_{ii}} = \frac{c_{ij}}{m_{jj}}, \forall i, j \tag{13}$$

En este caso, si $C = \lambda W$ entonces puede tener las mismas restricciones que tiene en el modelo SAR: si $1/n_1 < \lambda < 1/n_N$, donde n_1 es el valor propio menor de W y n_N es el valor propio mayor de W, entonces los valores propios de $(1 \neg \lambda W)$ tendrá valores propios positivos.(Jay M et al, 2017)

3. Resultados

3.1. Análisis descriptivo

Con el propósito de comprender el comportamiento de la variable respuesta del monto en pérdidas, en esta sección, se describe por medio de los estadísticos de resumen y gráficos estadísticos.

En la Figura 1 se presenta la distribución del monto en pérdidas en los cantones del país, se aprecia que en el centro del país el monto en pérdidas es cercano a cero, caso contrario de los cantones que alejan de centro del país, que se caracterizan en general por presentar un monto en pérdidas mayor a 10000 millones de colones. Además, se destaca el cantón de Osa cuyo la suma del monto en pérdidas del periodo 2007-2017 corresponde a 83277 millones de colones.

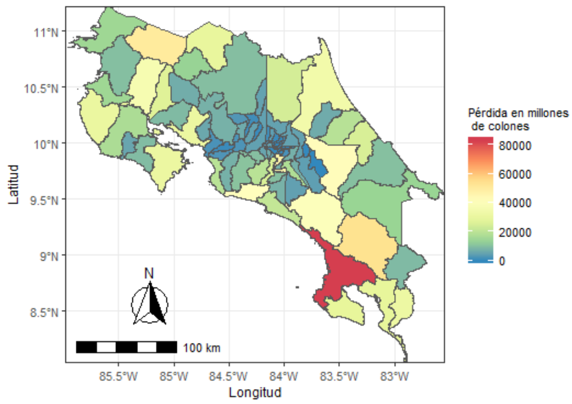

Figura 1: Distribución del monto en pérdidas por eventos hidrometeorológicos por declaratoria de emergencia, Costa Rica

De igual manera, en la Figura 2 se observa la distribución de las pérdidas mediante un boxplot y un histograma. Se aprecia que el 75 % de los cantones se caracterizan por tener un monto en pérdidas menor a 20000 millones de colones.

Con respecto a las covariables consideradas, las estadísticas descriptivas de cada una de ellas se muestran en la Figura 3. Asimismo, en los Anexos en la Figura 6, se presenta la distribución espacial de cada una de las covariables.

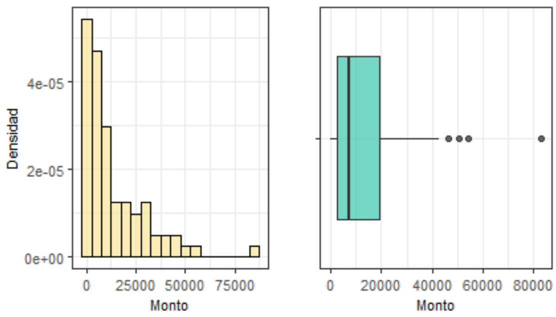

Figura 2: Boxplot e histograma del monto en pérdidas en millones de colones

3.2. Análisis exploratorio de la dependencia espacial

En los Anexos, se presenta el gráfico de dispersión del índice de Moran para la variable de interés de pérdidas, muestra que la relación espacial es positiva con un índice de Moran de 0.375, con una probabilidad asociada cercana a cero. Por lo que, existe suficiente evidencia estadística como para rechazar la hipótesis nula de que el monto de las pérdidas por eventos hidrometeorológicos están distribuidas en forma aleatoria entre los cantones del país, con un nivel de significancia del 5 %. En otras palabras, la distribución espacial, de los valores altos y los valores bajos del monto de pérdidas, está agrupada espacialmente (Figura 5).

3.3. Modelos espaciales y modelo sin información espacial

En esta sección se presentan los modelos espaciales y modelos sin información espacial aplicados a partir de las covariables presentadas con anterioridad.

En primera instancia, se efectuó un modelo SAR, con el propósito de identificar como se ajusta el modelo propuesto incluyendo información espacial en los residuales. Se obtuvo un valor del parámetro lambda (λ) igual a 0.197, con un valor p de 0.33. El valor del criterio de información de Akaike (AIC) corresponde a 1775.8. Al observar los coeficientes del modelo, se aprecia que la única variable con el coeficiente significativamente distinto a cero corresponde al índice de desarrollo humano (Figura 4).

Variable	Mínimo	Percentil 25	Mediana	Percentil 75	Máximo	Media	Desvición Estándar
IDS	0,00	36,13	55,93	74,49	100,00	55,75	24,31
Desarrollo y Gestión Institucional	46,58	68,16	78,16	86,07	95,72	77,29	11,03
Gestión de Desarrollo Ambiental	12,85	38,99	50,64	66,54	99,00	52,54	19,83
Gestión de Servicios Económicos	31,70	62,00	71,30	79,10	96,10	69,77	12,13
Gestión de Servicios Sociales	19,25	40,90	56,20	69,75	93,25	55,58	18,21
Planificación, Participación Ciudadana y Rendición de Cuentas	28,04	56,66	65,24	80,24	95,36	66,77	14,78
Población Total	122	19181	37721	57892	288054	51109	53343

Figura 3: Estadísticas descriptivas de las covariables

Por otro lado, se estimó un modelo condicional autorregresivo (CAR), cuyos resultados se presentan en la Figura 4, los coeficientes de las variables que resultan significativos son el IDS y la población total del cantón, -367 y 0.06 respectivamente.

Cabe destacar que el coeficente del IDS es consisten con el modelo anterior, en el caso de la población total, se obtiene que al aumentar en una persona el cantón, el monto en pérdidas aumenta en 60000 colones, manteniendo constante las demás variables. En este modelo, el índice de AIC es igual a 1766.8.

Por último, se modeló el monto en pérdidas por de eventos hidrometeorológicos con declaratoria de emergencia y las covariables menciondas, a través de un modelo lineal. Con el fin de determinar las variables que aportan de manera significativa en la construcción del modelo lineal.Los resultados para este modelo se muestran en la Figura 4.

Al realizar el ajuste del modelo lineal los resultados del coeficiente de determinación para este modelo tiene un valor de 36.69 % y el valor del AIC del modelo es igual a 1766.1.

Al igual que el modelo SAR, se aprecia que la única variable con el coeficiente significativamente distinto a cero corresponde al índice de desarrollo humano, cuyo valor es igual a -377, lo que indica que al aumentar en un punto porcentual el IDS, el monto de pérdidas dismunye en 377 millones de colones (Figura 4).

Al obtener el modelo lineal y se procedió a realizar un análisis de los residuales de la regresión para determinar si son generados aleatoriamente, esto mediante el índice de Moran, el cual ejectua el análisis de residuales por medio del modelo de regresión por mínimos cuadrados ordinarios. El valor obtenido del índice de moran es 0.0517 y su respectivo valor p es 0.277, lo cual indica que los residuales se generaron de manera aleatoriamente. Es decir, no hay evidencia para rechazar la hipótesis nula de independencia espacial, es decir al incorporar las covariables la correlación espacial es anulada.

Al comparar los modelos efectuados, se observa que la relación variable respuesta y las covariables es igual en cuanto a los signos. Con respecto al valor de AIC, el modelo que presenta el menor valor es el modelo de regresión lineal. Aunado a esto, no se cumple el supuesto de autocorrelación espacial de los residuos. Lo cual quiere decir que se puede prencindir del componente espacial para estimar las pérdidas.

En línea al objetivo general de este estudio, para obtener una priorización de cantones en relación a la covarible significativa. Se obtuvo que los cantones con menor índice de desarrollo social, son los que se debería priorizar la implementación de politicas de adaptación.

Por lo tanto, los 10 cantones un escenario más desfavorable ante los eventos hidrometeorológicos son: Talamanca, Sarapiquí, Buenos Aires, Cañas, Golfito, Los Chiles, Osa, Tarrazú, Limón y Corredores. No obstante, para poder enriquecer los resultados de esta prioriozación se deberían incorporar variables climatológicas de cada cantón, que en el caso de este estudio no se tuvo acceso.

Variable	Coeficiente	Error Estándar	Valor T	Probabilidad Asociada
Modelo lineal				
Intercepto	36780,000	12550,00	2,930	0,005
IDS	-377,000	80,27	-4,696	0,000
Modelo SAR				
Intercepto	34616,000	12455,00	2,779	0,005
IDS	-350,180	81,04	-4,321	0,000
Modelo CAR				
Intercepto	30278,000	3946,80	7,672	0,000
IDS	-367,250	62,86	-5,843	0,000
Población total	0,060	0,03	2,278	0,023

Figura 4: Modelos obtenidos con sus respectivos coeficientes significativamente distintos a cero

4. Conclusiones

- Se obtuvo un modelo a partir de las diferentes variables con información de los cantones del país, teniendo como objetivo identificar el suma del monto en pérdidas por eventos hidrometeorolícos por eventos con declaratoria de emergencia del periodo 2007-2017.

- Mediante las herramientas de visualización por medio de mapas, se obtuvo la distribución espacial las pérdidas por eventos con declaratoria de emergencia, la cual constituye a una herramienta útil, para comprender su comportamiento.

- Con respecto al índice de desarrollo social, se halló que entre mayor calidad de vida de los seres humanos en sus respectivos cantones menor el montón en las pérdidas por eventos con declaratoria de emergencia, lo cual indica que parte del desarrollo en economía, salud, educación y seguridad implementado por las municipales, juega un papel importante en la disminución en pérdidas.

- La priorización obtenida por medio del índice de desarrollo social es relevante puesto que permite concretar políticas de adaptación preventivas tanto en los cantones que ya han afectados por eventos de emergencia como los cantones que aún no han presentado gran cantidad de pérdidas.

- Por último, para enriquecer los resultados obtenidos se recomienda incorporar variables meteorológicas, puesto que puede que expliquen de mejor manera el comportamiento de las pérdidas, de esta manera obtener una priorización de cantones más exacta.

5. Bibliografía

- Alvarado, L. C. (2012). Escenarios de cambio climático regionalizados para Costa Rica. IMN: San José, Costa Rica.

- Anselin, Luc.(1988), Spatial econometrics: Methods and models, Kluwer Academic Publishers, University of California, Santa Barbara.

- Comisión Nacional de Emergencias (CNE)(2017). Plan General de la Emergencia ante la Situación Provocada por el Paso del Huracán Otto Por Territorio Costarricense. San José, Costa Rica.

- Cressie, N.A.C. (1993), Statistic for Spatial Data, John Wiley Sons, Inc, United States, revised edition.

- Dubin, R.(2009), The Sage Handbook of Spatial Analysis 8, 125-136, Sage Publications Inc. edit by:Stewart Fotheringham, Peter A. Rogerson. first edition.

- Geary, R. C. (1954), "The contiguity ratio and statistical mapping", The Incorporated Statistician 5, 115–145.

- Goodchild, M.F. (1986), "Spatial Autocorrelation ", concepts and Techniques in Modem Geography,Catmog 47, Norwich: Geo Books.

- Griffith, D.A. (2003), Spatial Autocorrelation and Spatial Filtering, Springer, New York, United States, first edition.

- IPCC. Cambio Climático: impactos, adaptación y vulnerabilidad. Suiza: Grupo Intergumernamental de expertos sobre Cambio Climático; 2014.

- Jay M. Ver Hoef, Erin E. Peterson, Mevin B. Hooten, Ephraim M. Hanks Marie-Josèe Fortin (2017), Spatial autoregressive models for statistical inference from ecological data. Ecological Society of America.

- Moran, P.A.P. (1950), "Notes on Continuous Stochastic Phenomena", Biometrika 37: 1, 17–23.

- Pena, J., Estavillo, J., Galindo, M., Leceta, M. Zamora, M.(1999), Cien ejercicios de econometría,ediciones piramides, Madrid, España, first edition.

- Ripley, B.(2004), Spatial Statistics, John Wiley Sons, United States, second edition.

- Schabenberger, O. Pierce, F.J.(2002), Contemporary statistical models for the plant and soil sciences, CRC Press LLC, United States.

- Waller, L. Gotway, C.(2004), Applied Spatial Statistics for Public Health Data, John Wiley Sons, United States, first edition.

6. Anexos

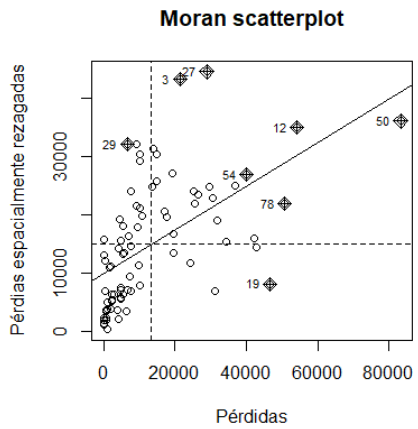

Figura 5: Indice de Moran de las pérdidas en eventos hidrometeorológicos

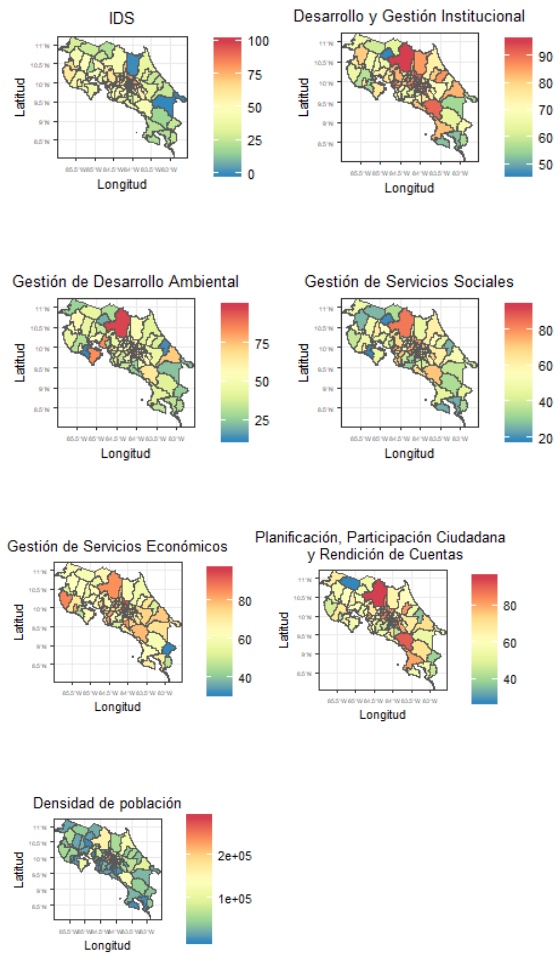

Figura 6: Distribución de las covariables