Aprendizaje de Máquinas y Políticas Públicas: Algunas Aplicaciones

Alvaro J. Riascos Villegas
Universidad de los Andes y Quantil

Febrero 4 de 2019

Contenido

Contenido

Introducción

- Hospitalizaciones prevenibles.
- Ajuste de riesgo.
- Predicción enfermedad renal crónica.
- Predicciám de crimen.
- Opinión pública: Candidata, Acuerdos de Paz.
- Otros: Medición de la pobreza, índice de confianza del consumidor.

Contenido

Hospitalizaciones prevenibles

- Hospitalizaciones evitables son una fuente de incrementos en el gasto en salud.
- En Estados Unidos se estima en más USD 30 billones el costo de las hospitalizaciones innecesarias (Health Heritage Prize).
- Para darse una idea, Health Heritage Foundation ofreció 3 millones de dólares en premios al mejor modelo predictivo de hospitalizaciones.

Hospitalizaciones prevenibles

- Hospitalizaciones evitables son una fuente de incrementos en el gasto en salud.
- En Estados Unidos se estima en más USD 30 billones el costo de las hospitalizaciones innecesarias (Health Heritage Prize).
- Para darse una idea, Health Heritage Foundation ofreció 3 millones de dólares en premios al mejor modelo predictivo de hospitalizaciones.

Hospitalizaciones prevenibles

- Hospitalizaciones evitables son una fuente de incrementos en el gasto en salud.
- En Estados Unidos se estima en más USD 30 billones el costo de las hospitalizaciones innecesarias (Health Heritage Prize).
- Para darse una idea, Health Heritage Foundation ofreció 3 millones de dólares en premios al mejor modelo predictivo de hospitalizaciones.

Introducción

- Predicting Length-Of-Stay and its Impact on Annual Health Costs in the Colombian Health Care System (with Natalia Serna). Proceedings of Machine Learning Research. Volume 69: Medical Informatics and Healthcare, 14 August 2017.
- Machine Learning Based Program to Prevent Hospitalizations and Reduce Costs in the Colombian Statutory Health Care System. Alvaro J. Riascos (University of los Andes and Quantil, Bogotá, Colombia) and Natalia Serna (University of Wisconsin-Madison, Madison, USA). Source Title: International Journal of Knowledge Discovery in Bioinformatics (IJKDB) 8(2).
- Usamos un panel de la base de datos de suficiencia del Ministerio de Salud y Protección Social entre 2009 - 2011.
- Contribuimos a la literatura con dos ideas complementarias:
  1. Construimos un algoritmo de aprendizaje de máquinas que predice relativamente bien los dias de estacia con un año de anticipación.
  2. Introducimos un modelo de decisión que permite evaluar la costo efectividad de los programas de prevención de individuos con alto riesgo de hospitalización.

Introducción

- Predicting Length-Of-Stay and its Impact on Annual Health Costs in the Colombian Health Care System (with Natalia Serna). Proceedings of Machine Learning Research. Volume 69: Medical Informatics and Healthcare, 14 August 2017.
- Machine Learning Based Program to Prevent Hospitalizations and Reduce Costs in the Colombian Statutory Health Care System. Alvaro J. Riascos (University of los Andes and Quantil, Bogotá, Colombia) and Natalia Serna (University of Wisconsin-Madison, Madison, USA). Source Title: International Journal of Knowledge Discovery in Bioinformatics (IJKDB) 8(2).
- Usamos un panel de la base de datos de suficiencia del Ministerio de Salud y Protección Social entre 2009 - 2011.
- Contribuimos a la literatura con dos ideas complementarias:
  1. Construimos un algoritmo de aprendizaje de máquinas que predice relativamente bien los dias de estacia con un año de anticipación.
  2. Introducimos un modelo de decisión que permite evaluar la costo efectividad de los programas de prevención de individuos con alto riesgo de hospitalización.

Introducción

- Predicting Length-Of-Stay and its Impact on Annual Health Costs in the Colombian Health Care System (with Natalia Serna). Proceedings of Machine Learning Research. Volume 69: Medical Informatics and Healthcare, 14 August 2017.
- Machine Learning Based Program to Prevent Hospitalizations and Reduce Costs in the Colombian Statutory Health Care System. Alvaro J. Riascos (University of los Andes and Quantil, Bogotá, Colombia) and Natalia Serna (University of Wisconsin-Madison, Madison, USA). Source Title: International Journal of Knowledge Discovery in Bioinformatics (IJKDB) 8(2).
- Usamos un panel de la base de datos de suficiencia del Ministerio de Salud y Protección Social entre 2009 - 2011.
- Contribuimos a la literatura con dos ideas complementarias:
  1. Construimos un algoritmo de aprendizaje de máquinas que predice relativamente bien los dias de estacia con un año de anticipación.
  2. Introducimos un modelo de decisión que permite evaluar la costo efectividad de los programas de prevención de individuos con alto riesgo de hospitalización.

Introducción

- Predicting Length-Of-Stay and its Impact on Annual Health Costs in the Colombian Health Care System (with Natalia Serna). Proceedings of Machine Learning Research. Volume 69: Medical Informatics and Healthcare, 14 August 2017.
- Machine Learning Based Program to Prevent Hospitalizations and Reduce Costs in the Colombian Statutory Health Care System. Alvaro J. Riascos (University of los Andes and Quantil, Bogotá, Colombia) and Natalia Serna (University of Wisconsin-Madison, Madison, USA). Source Title: International Journal of Knowledge Discovery in Bioinformatics (IJKDB) 8(2).
- Usamos un panel de la base de datos de suficiencia del Ministerio de Salud y Protección Social entre 2009 - 2011.
- Contribuimos a la literatura con dos ideas complementarias:
  1. Construimos un algoritmo de aprendizaje de máquinas que predice relativamente bien los dias de estacia con un año de anticipación.
  2. Introducimos un modelo de decisión que permite evaluar la costo efectividad de los programas de prevención de individuos con alto riesgo de hospitalización.

Introducción

- Predicting Length-Of-Stay and its Impact on Annual Health Costs in the Colombian Health Care System (with Natalia Serna). Proceedings of Machine Learning Research. Volume 69: Medical Informatics and Healthcare, 14 August 2017.
- Machine Learning Based Program to Prevent Hospitalizations and Reduce Costs in the Colombian Statutory Health Care System. Alvaro J. Riascos (University of los Andes and Quantil, Bogotá, Colombia) and Natalia Serna (University of Wisconsin-Madison, Madison, USA). Source Title: International Journal of Knowledge Discovery in Bioinformatics (IJKDB) 8(2).
- Usamos un panel de la base de datos de suficiencia del Ministerio de Salud y Protección Social entre 2009 - 2011.
- Contribuimos a la literatura con dos ideas complementarias:
  1. Construimos un algoritmo de aprendizaje de máquinas que predice relativamente bien los dias de estacia con un año de anticipación.
  2. Introducimos un modelo de decisión que permite evaluar la costo efectividad de los programas de prevención de individuos con alto riesgo de hospitalización.

Literatura Relacionada y Datos

1. Chang et. al 2016. Prediction of Length of Stay of First-Ever Ischemic Stroke.
2. Ali, et.al. Predicting Hospital Length of Stay PHLOS: A Multi-Tiered Data Mining Approach.
3. Chertow. 2005. Acute Kidney Injury, Mortality, Length of Stay, and Costos in Hospitalized Patients.
4. Clague, et.al 2002. Predictors of outcome following hip fracture. Admission time predicts length of stay and in-hospital mortality.
5. Rezaei, et.al 2013. Use of Data Mining Techniques to Determine and Predict Length of Stay of Cardiac Patients.
6. **Bayati, et.al 2014. Data-Driven decisions for reducing readmissions for heart failure: general methodology and case study.**

Datos

- Tenemos un panel de 5.7 million afiliados al regimen contributivo entre 2009 y 2011.
- Tenemos edad, sexo, localización, IPS, EPS, diagnóstico (codificación internacional ICD10) días de estacia, costo del servicio, ingreso base de cotización, etc.
- Usamos una muestra aleatoria de un millón de individuos para entrenamiento y un millón para prueba.

Datos

- Tenemos un panel de 5.7 million afiliados al regimen contributivo entre 2009 y 2011.
- Tenemos edad, sexo, localización, IPS, EPS, diagnóstico (codificación internacional ICD10) días de estacia, costo del servicio, ingreso base de cotización, etc.
- Usamos una muestra aleatoria de un millón de individuos para entrenamiento y un millón para prueba.

Datos

- Tenemos un panel de 5.7 million afiliados al regimen contributivo entre 2009 y 2011.
- Tenemos edad, sexo, localización, IPS, EPS, diagnóstico (codificación internacional ICD10) días de estacia, costo del servicio, ingreso base de cotización, etc.
- Usamos una muestra aleatoria de un millón de individuos para entrenamiento y un millón para prueba.

Datos

- Construimos varias características con datos entre $t-2$ to $t-1$:

  Annual LOS, average LOS, maximum LOS, second maximum LOS, indicator of annual LOS greater than 30 days, standard deviation of LOS, average cost, standard deviation of cost, average income of enrollees in each insurer, standard deviation of income in each insurer, indicators of the 10 costlier diagnoses in the sample, number of hemograms, pressure tests, CTs, creatinine tests, thyroid tests, ER services, ambulatory services, hospital services, domiciliary services, drug claims, and the number of different long-term diseases affecting each patient. We also create the number of claims per month and per day of week, indicators of long-term diseases, and interactions between indicators of hospital services, ER services, domiciliary services and ambulatory services.

Datos

- Construimos varias características con datos entre $t-2$ to $t-1$:

  Annual LOS, average LOS, maximum LOS, second maximum LOS, indicator of annual LOS greater than 30 days, standard deviation of LOS, average cost, standard deviation of cost, average income of enrollees in each insurer, standard deviation of income in each insurer, indicators of the 10 costlier diagnoses in the sample, number of hemograms, pressure tests, CTs, creatinine tests, thyroid tests, ER services, ambulatory services, hospital services, domiciliary services, drug claims, and the number of different long-term diseases affecting each patient. We also create the number of claims per month and per day of week, indicators of long-term diseases, and interactions between indicators of hospital services, ER services, domiciliary services and ambulatory services.

El Problema de Aprendizaje de Máquinas

- Tarea: Predecir los días de hospitalización en t usando la información de $t-1$ y $t-2$. La variable dependiente es $\ln(LOS+1)$ en t.
- El problema es idéntico al puesto en el premio de Health Heritage Foundation.
- Como medida de rendimiento se utilizó (RMSE). El ganador del concurso obtuvo un RMSE de 0,4438 que es 2,5 veces el promedio de $ln(LOS+1)$ del tercer año.

El Problema de Aprendizaje de Máquinas

- Tarea: Predecir los días de hospitalización en t usando la información de $t-1$ y $t-2$. La variable dependiente es $\ln(LOS+1)$ en t.
- El problema es idéntico al puesto en el premio de Health Heritage Foundation.
- Como medida de rendimiento se utilizó (RMSE). El ganador del concurso obtuvo un RMSE de 0,4438 que es 2,5 veces el promedio de $ln(LOS+1)$ del tercer año.

El Problema de Aprendizaje de Máquinas

- Tarea: Predecir los días de hospitalización en t usando la información de $t-1$ y $t-2$. La variable dependiente es $\ln(LOS+1)$ en t.
- El problema es idéntico al puesto en el premio de Health Heritage Foundation.
- Como medida de rendimiento se utilizó (RMSE). El ganador del concurso obtuvo un RMSE de 0,4438 que es 2,5 veces el promedio de $ln(LOS+1)$ del tercer año.

Resultados

Cuadro: Out-of-sample model fit

Model	MAE	RMSE	R-squared
OLS	0.4546	0.7502	0.1731
ANN	0.5032	0.7824	0.1006
RF	0.2634	0.5623	0.5354
BT	0.2721	0.5720	0.5192
ENS	0.2523	0.5609	0.5179

- El RMSE del ensemble lineal es 75 % el promedio de $ln(LOS + 1)$, mientras que el ganador del premio Health Heritage es 249 %

Resultados

Cuadro: Out-of-sample model fit

Model	MAE	RMSE	R-squared
OLS	0.4546	0.7502	0.1731
ANN	0.5032	0.7824	0.1006
RF	0.2634	0.5623	0.5354
BT	0.2721	0.5720	0.5192
ENS	0.2523	0.5609	0.5179

- El RMSE del ensemble lineal es 75 % el promedio de $ln(LOS + 1)$, mientras que el ganador del premio Health Heritage es 249 %

Resultados

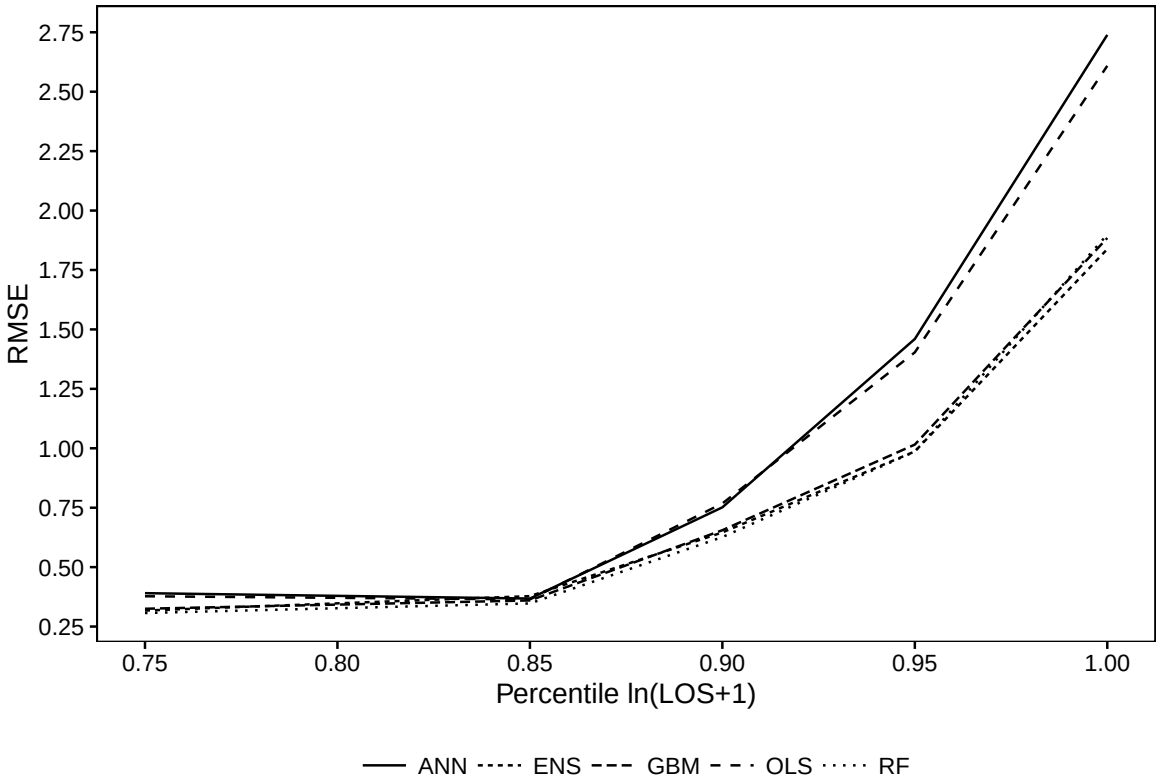


Figura: Variation in the RMSE by percentiles of the LOS distribution

Problema Clasificación

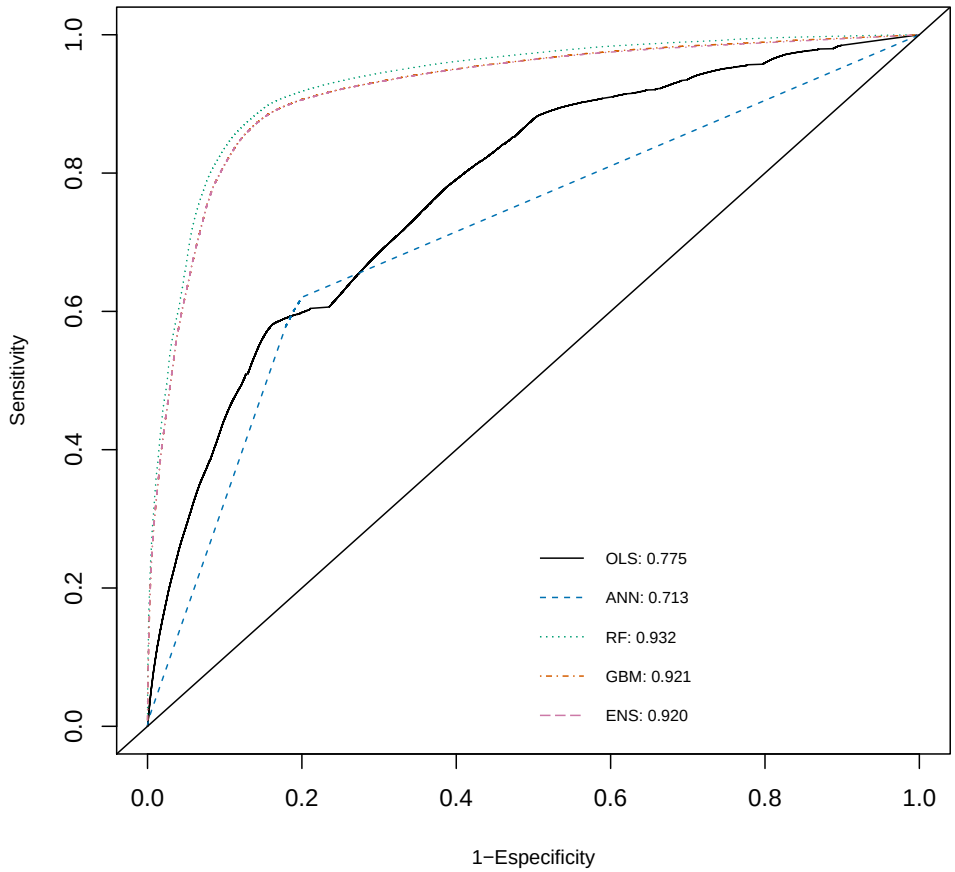


Figura: Prediction accuracy

Resultados: Importancia relativa

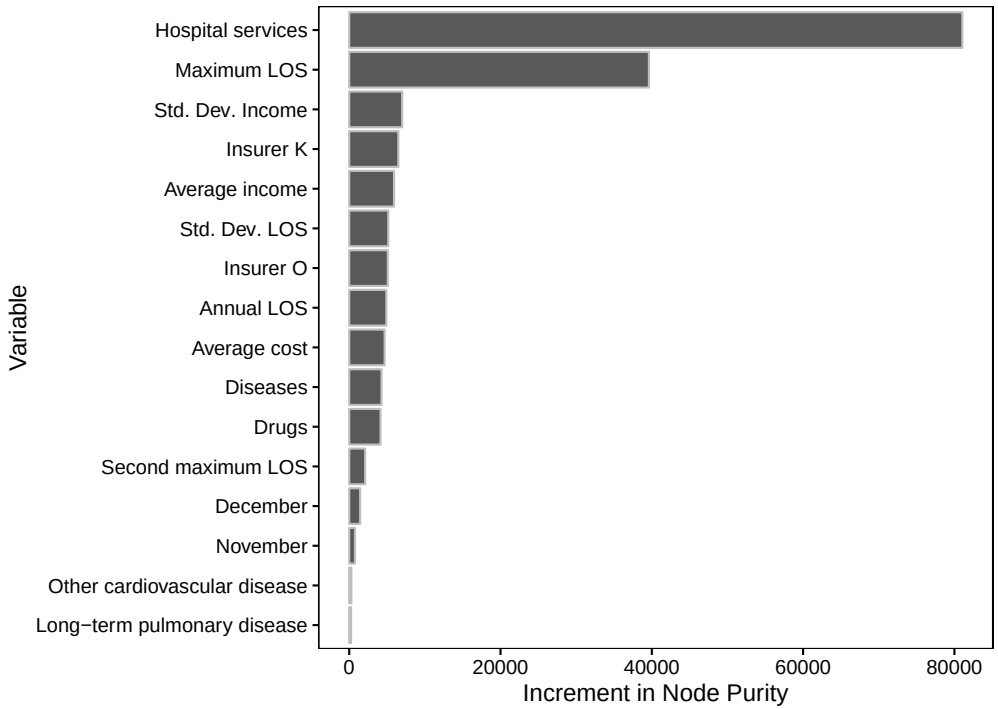


Figura: Risk factors in the random forest model

Modelo Teoría de la Decisión

- Siguiendo a Bayati, et.al 2014 el costo esperado de hospitalizar al individuo i es el producto entre la probabilidad de ser hospitalizado y el costo de ser hispitalizado del grupo de riesgo al que pertenece:

$$C_0(\hat{p}_i) = \hat{p}_i c_g \tag{1}$$

- Si un asegurador implementa un plan de prevención la probablidad de ser hospitalizado disminuye de acuerdo a la eficacia del programa α, pero tambien tiene unos costos fijos f. Si el individuo es intervenido los costos esperados son:

$$C_1(\hat{p}_i) = (1-\alpha)\hat{p}_i c_g + f \tag{2}$$

Modelo Teoría de la Decisión

- Siguiendo a Bayati, et.al 2014 el costo esperado de hospitalizar al individuo i es el producto entre la probabilidad de ser hospitalizado y el costo de ser hispitalizado del grupo de riesgo al que pertenece:

$$C_0(\hat{p}_i) = \hat{p}_i c_g \tag{1}$$

- Si un asegurador implementa un plan de prevención la probablidad de ser hospitalizado disminuye de acuerdo a la eficacia del programa α, pero tambien tiene unos costos fijos f. Si el individuo es intervenido los costos esperados son:

$$C_1(\hat{p}_i) = (1 - \alpha)\hat{p}_i c_g + f \tag{2}$$

Modelo Teoría de la Decisión

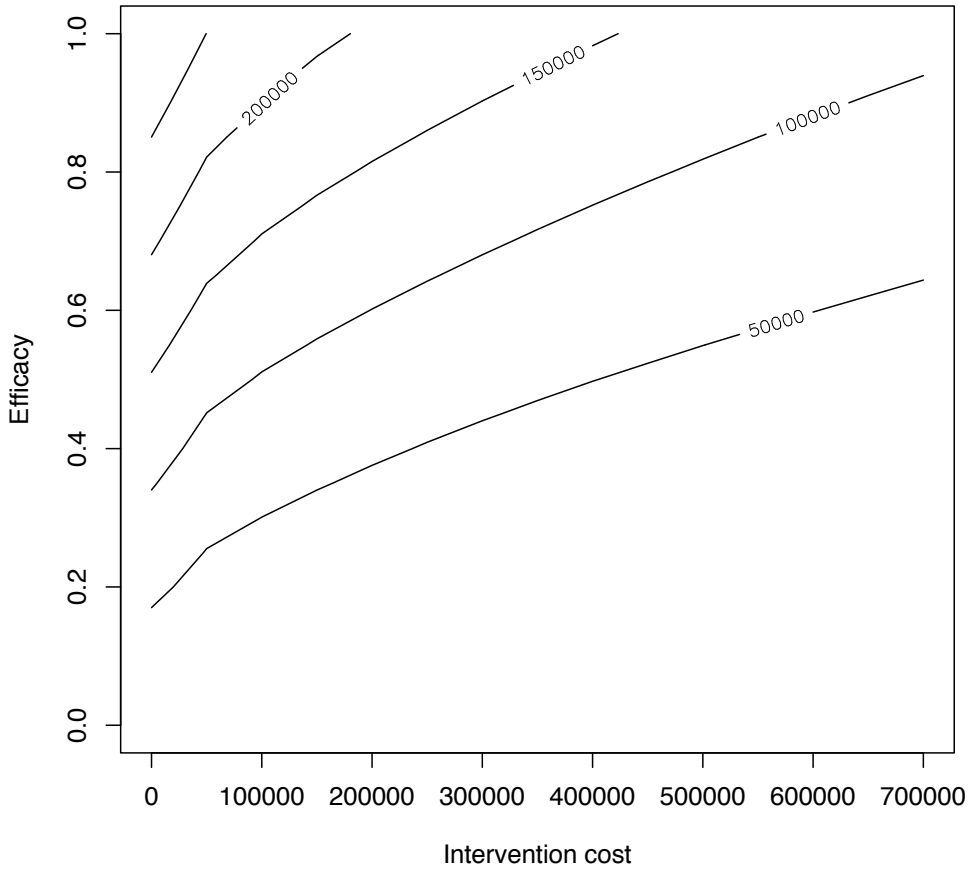
- Luego, un individuo debe ser intervenido si:

$$\pi(\hat{p}_i|\alpha, f) = C_0(\hat{p}_i) - C_1(\hat{p}_i) \geq 0 \tag{3}$$

Modelo Teoría de la Decisión

- Comparamos los costos esperados de utilizar el modelo de predicción con base la rela de decisión anterior contra dos escenarios (dados α and f):
  1. Política de no intervenir.
  2. Mejor intervención uniforme.

Ahorro potencial contra no intervención



Ahorro potencial contra intervención uniforme

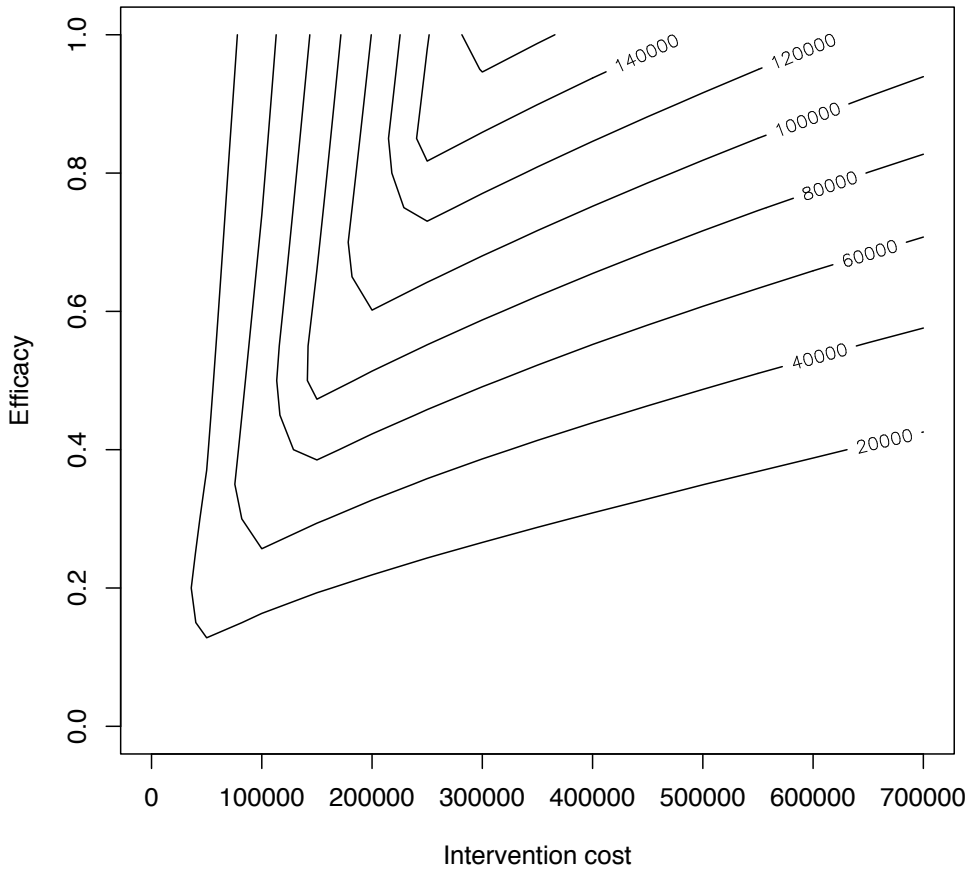


Figura: Cost savings over best uniform policy

Contenido

Introducción

- La ley 100 de 1993 transformó el sistema colombiano de salud en un mercado de aseguramiento competitivo.
- Elementos fundamentales en la organización del mercado: POS, IPS, EPS, UPC.
- Usando un modelo de regresión lineal, el gobierno distribuye más de COP 24 billones de pesos entre las EPSs.
- Esto se hace usando como principal insumo la base de suficiencia que registra todas las atenciones, servicios, hospitalizaciones, etc. de 20 millones de Colombianos en el POS (tiene más de 450 millones de registros).

Introducción

- La ley 100 de 1993 transformó el sistema colombiano de salud en un mercado de aseguramiento competitivo.
- Elementos fundamentales en la organización del mercado: POS, IPS, EPS, UPC.
- Usando un modelo de regresión lineal, el gobierno distribuye más de COP 24 billones de pesos entre las EPSs.
- Esto se hace usando como principal insumo la base de suficiencia que registra todas las atenciones, servicios, hospitalizaciones, etc. de 20 millones de Colombianos en el POS (tiene más de 450 millones de registros).

Introducción

- La ley 100 de 1993 transformó el sistema colombiano de salud en un mercado de aseguramiento competitivo.
- Elementos fundamentales en la organización del mercado: POS, IPS, EPS, UPC.
- Usando un modelo de regresión lineal, el gobierno distribuye más de COP 24 billones de pesos entre las EPSs.
- Esto se hace usando como principal insumo la base de suficiencia que registra todas las atenciones, servicios, hospitalizaciones, etc. de 20 millones de Colombianos en el POS (tiene más de 450 millones de registros).

Introducción

- La ley 100 de 1993 transformó el sistema colombiano de salud en un mercado de aseguramiento competitivo.
- Elementos fundamentales en la organización del mercado: POS, IPS, EPS, UPC.
- Usando un modelo de regresión lineal, el gobierno distribuye más de COP 24 billones de pesos entre las EPSs.
- Esto se hace usando como principal insumo la base de suficiencia que registra todas las atenciones, servicios, hospitalizaciones, etc. de 20 millones de Colombianos en el POS (tiene más de 450 millones de registros).

Eficiencia

- Contención del gasto.
- Solución:
  1. Pagar con anterioridad a la prestación de los servicios (pago ex-ante).
  2. UPC debe reflejar el gasto esperado de salud de los afiliados.

Eficiencia

- Contención del gasto.
- Solución:
  1. Pagar con anterioridad a la prestación de los servicios (pago ex-ante).
  2. UPC debe reflejar el gasto esperado de salud de los afiliados.

Eficiencia

- Contención del gasto.
- Solución:
  1. Pagar con anterioridad a la prestación de los servicios (pago ex-ante).
  2. UPC debe reflejar el gasto esperado de salud de los afiliados.

Eficiencia

- Contención del gasto.
- Solución:
  1. Pagar con anterioridad a la prestación de los servicios (pago ex-ante).
  2. UPC debe reflejar el gasto esperado de salud de los afiliados.

Selección de riesgos

- Descreme del mercado mediante estrategias sutiles: calidad del servicio, largas colas, tiempos prolongados para obtener citas, etc.
- Solución:
  1. Ajuste de riesgo ex ante a la UPC.
  2. El auste de riesgo debe compensar por riesgos predecibles y socialmente aceptables.
  3. Mejor uso de la información.

Selección de riesgos

- Descreme del mercado mediante estrategias sutiles: calidad del servicio, largas colas, tiempos prolongados para obtener citas, etc.
- Solución:
  1. Ajuste de riesgo ex ante a la UPC.
  2. El auste de riesgo debe compensar por riesgos predecibles y socialmente aceptables.
  3. Mejor uso de la información.

Selección de riesgos

- Descreme del mercado mediante estrategias sutiles: calidad del servicio, largas colas, tiempos prolongados para obtener citas, etc.
- Solución:
  1. Ajuste de riesgo ex ante a la UPC.
  2. El auste de riesgo debe compensar por riesgos predecibles y socialmente aceptables.
  3. Mejor uso de la información.

Selección de riesgos

- Descreme del mercado mediante estrategias sutiles: calidad del servicio, largas colas, tiempos prolongados para obtener citas, etc.
- Solución:
  1. Ajuste de riesgo ex ante a la UPC.
  2. El auste de riesgo debe compensar por riesgos predecibles y socialmente aceptables.
  3. Mejor uso de la información.

Selección de riesgos

- Descreme del mercado mediante estrategias sutiles: calidad del servicio, largas colas, tiempos prolongados para obtener citas, etc.
- Solución:
  1. Ajuste de riesgo ex ante a la UPC.
  2. El auste de riesgo debe compensar por riesgos predecibles y socialmente aceptables.
  3. Mejor uso de la información.

Capacidad predictiva del gasto

- El modelo de ajuste de riesgo del Ministerio tiene un poder predictivo normal (de acuerdo a los estándares internacionales).
- Predice el 33 % del gasto del quintil de mayor gasto de salud.
- La capacidad de predecir el gasto de ciertos **riesgos predecibles** es baja: Quedan muchos incentivos a la selección de riesgos.
- Por esta razón se hace un ajuste ex-post.

Capacidad predictiva del gasto

- El modelo de ajuste de riesgo del Ministerio tiene un poder predictivo normal (de acuerdo a los estándares internacionales).
- Predice el 33 % del gasto del quintil de mayor gasto de salud.
- La capacidad de predecir el gasto de ciertos **riesgos predecibles** es baja: Quedan muchos incentivos a la selección de riesgos.
- Por esta razón se hace un ajuste ex-post.

Capacidad predictiva del gasto

- El modelo de ajuste de riesgo del Ministerio tiene un poder predictivo normal (de acuerdo a los estándares internacionales).
- Predice el 33 % del gasto del quintil de mayor gasto de salud.
- La capacidad de predecir el gasto de ciertos **riesgos predecibles** es baja: Quedan muchos incentivos a la selección de riesgos.
- Por esta razón se hace un ajuste ex-post.

Capacidad predictiva del gasto

- El modelo de ajuste de riesgo del Ministerio tiene un poder predictivo normal (de acuerdo a los estándares internacionales).
- Predice el 33 % del gasto del quintil de mayor gasto de salud.
- La capacidad de predecir el gasto de ciertos **riesgos predecibles** es baja: Quedan muchos incentivos a la selección de riesgos.
- Por esta razón se hace un ajuste ex-post.

Ajuste ex-ante

Cuadro: Ajuste fuera de muestra distribución completa

Modelo		RMSE	MAE	PR anual	PR - no anual	R^2
1.	WLS UPC	3,506,658	720,587	0.896	0.999	1.57
2.	WLS UPC + Dx	3,440,928	694,404	0.892	0.999	5.23
3.	ANN FS	3,455,366	774,190	1.064	1.179	
4.	RF FS	3,465,301	712,820	0.975	1.087	
5.	GBM FS	3,431,044	721,168	1.002	1.115	

Ajuste ex-ante

Cuadro: Ajuste fuera de muestra en el quintil superior

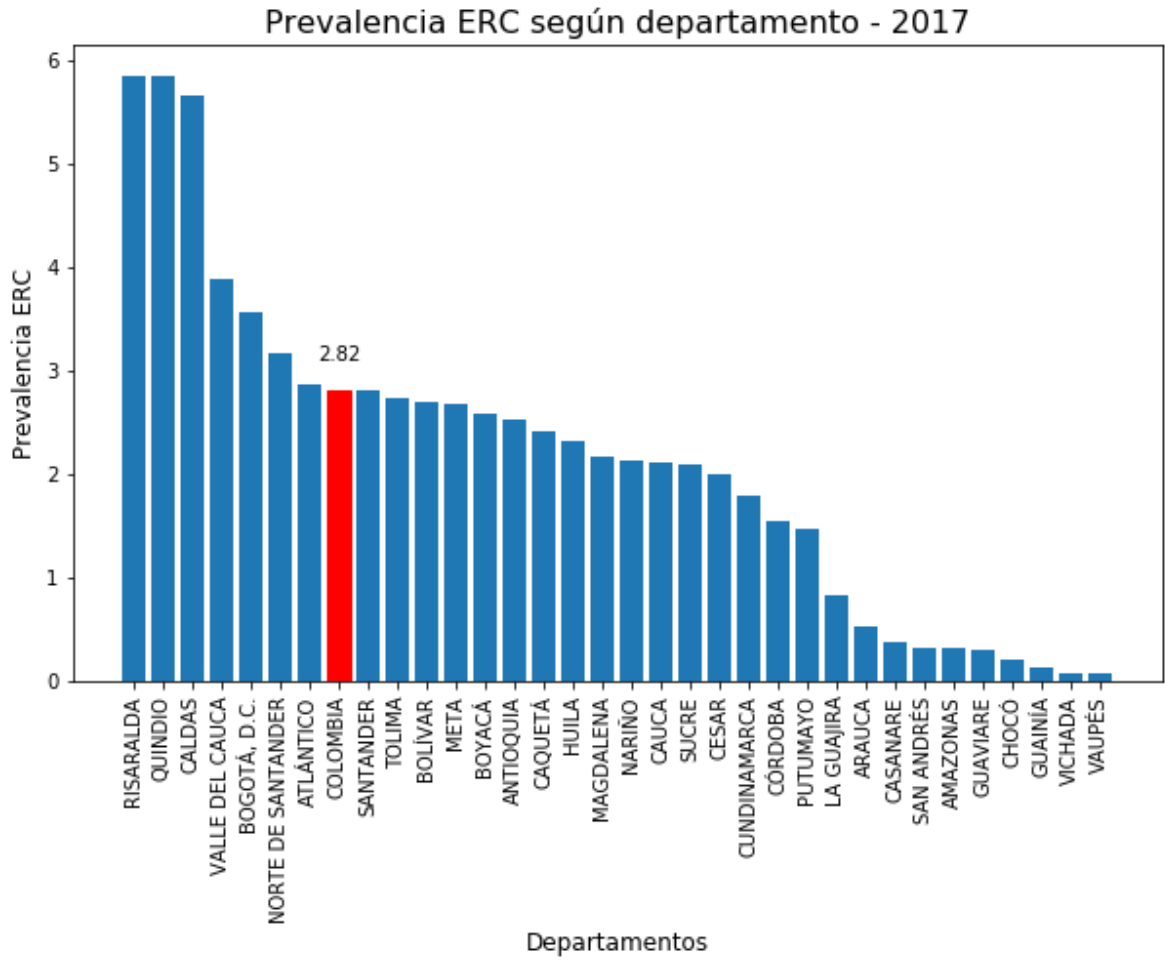
Modelo		RMSE	MAE	PR anual	PR no anual
1.	WLS UPC	7,749,235	1,920,486	0.291	0.335
2.	WLS UPC + Dx	7,580,659	1,983,269	0.367	0.426
3.	ANN FS	7,582,293	1,962,318	0.412	0.474
4.	RF FS	7,580,672	1,988,824	0.424	0.490
5.	GBM FS	7,517,520	1,961,026	0.430	0.500

Contenido

Análisis Espacial ERC

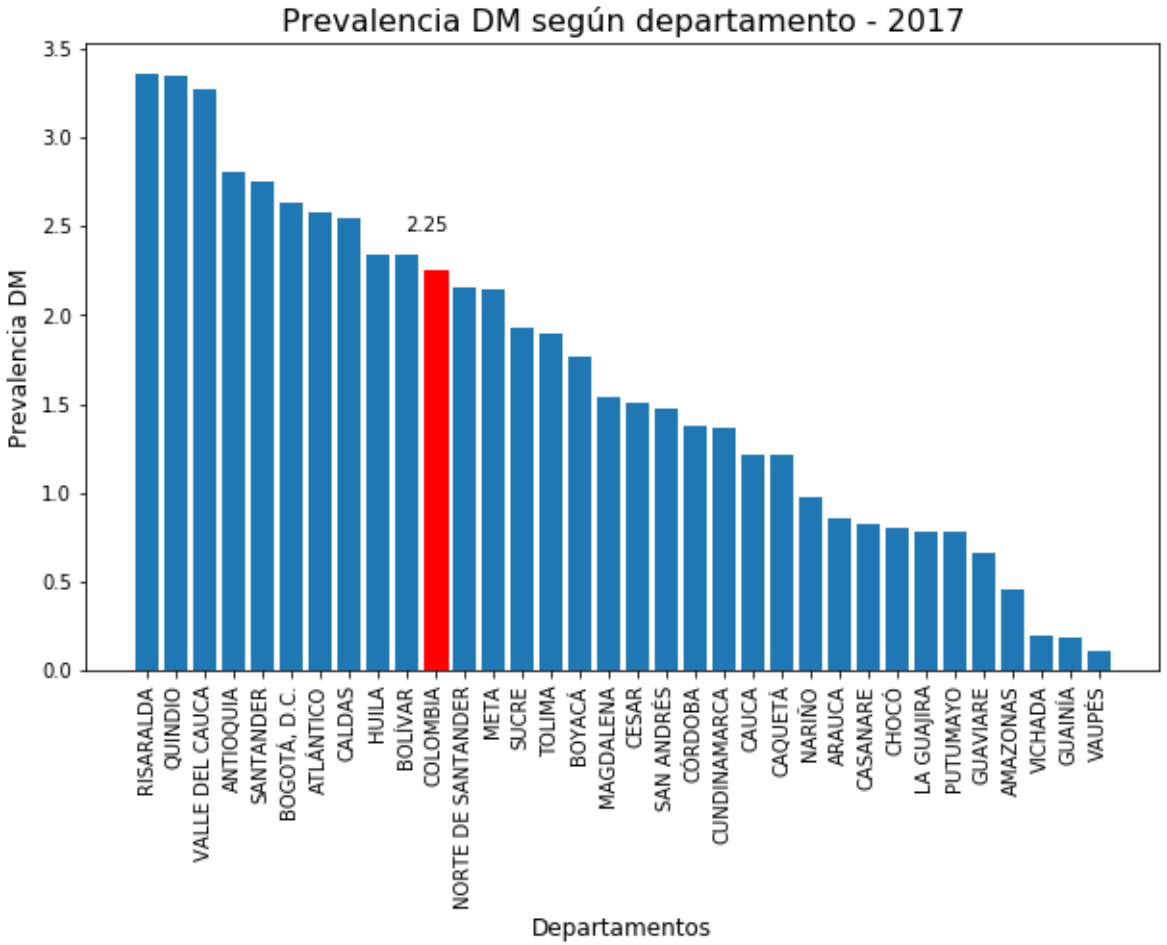
- Busca identificar patrones de asociación espacial de la Enfermedad Renal Crónica en Colombia, y determinar conglomerados entre sus municipios.

Análisis Espacial ERC



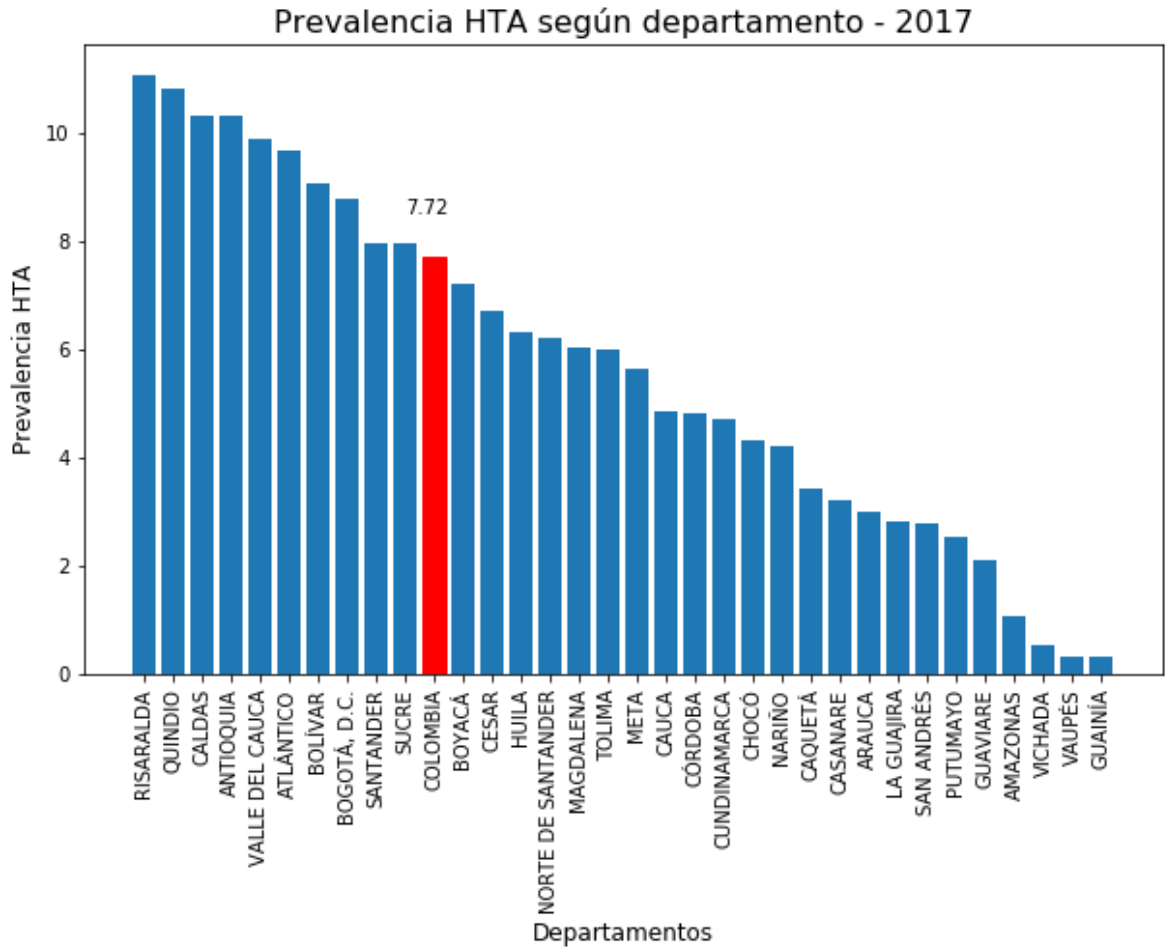
Fuente: CAC y DANE.

Análisis Espacial ERC



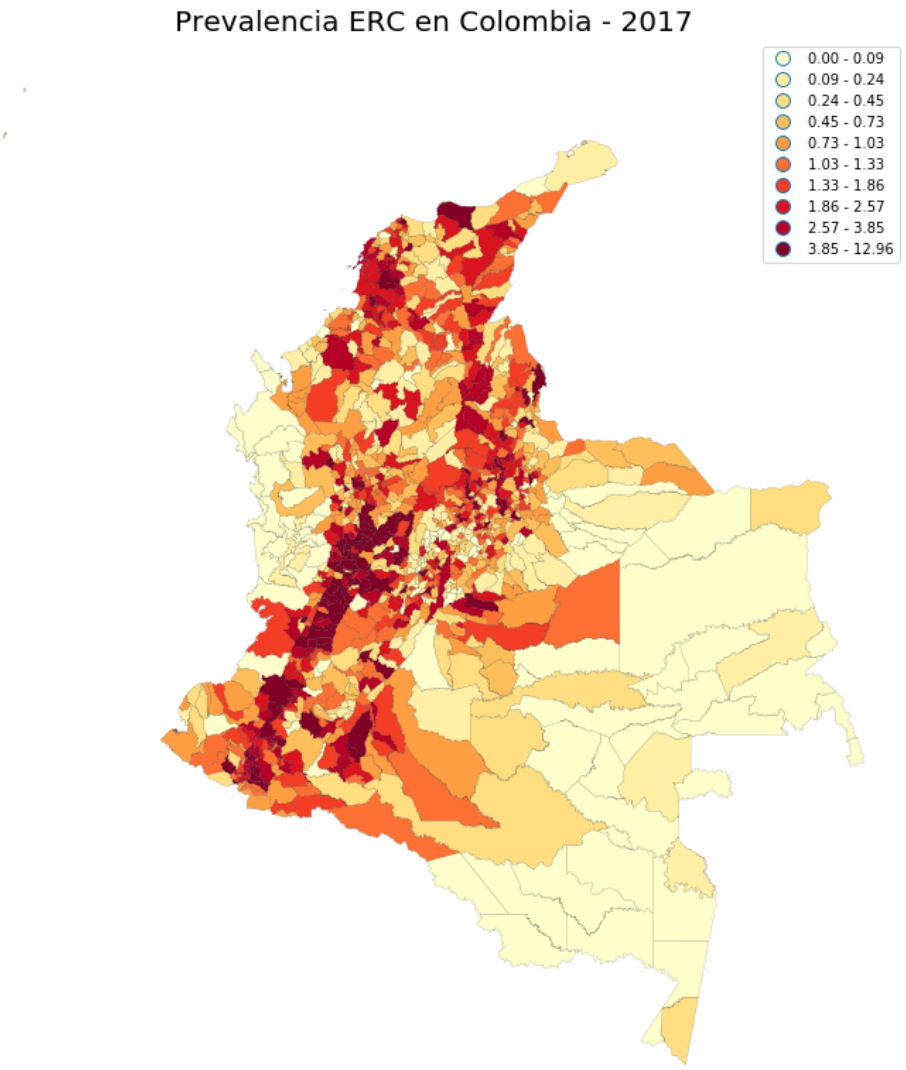
Fuente: CAC y DANE.

Análisis Espacial ERC



Fuente: CAC y DANE.

Análisis Espacial ERC

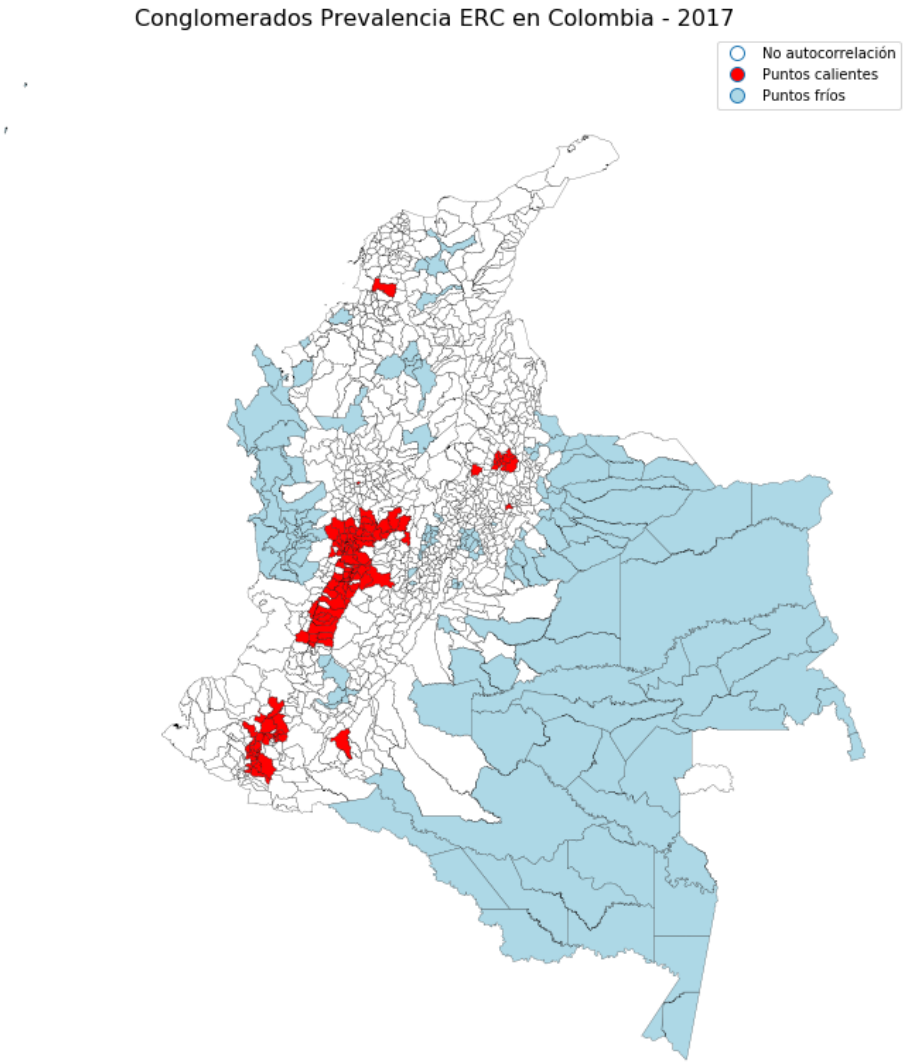


Fuente: CAC y DANE.

Análisis Espacial ERC

- Se utilizan estadísticos de autocorrelación espacial global y local para identificar grupos estadísticamente significativos.
- Un municipio pertenece a un punto caliente si su prevalencia observada es superior a la prevalencia promedio del país, y, simultáneamente, la prevalencia promedio de sus municipios vecinos también es mayor que la prevalencia observada promedio de los municipios del país.

Análisis Espacial ERC



Fuente: CAC y DANE.

Descripción de Variables: Ejercicio de Predicción ERC

Para el ejercicio de predicción de la ERC se define la variable a predecir (Marca) como:

$$y_i = \begin{cases} \text{El usuario tiene diagnóstico de ERC } \textit{(Var38)}\text{: } y_i = 1. \\ \text{De lo contrario: } y_i = 0. \end{cases} \tag{4}$$

Mejor Modelo de Predicción ERC sin Variables Institucionales

- Desempeño con Tratamiento 4.

Cuadro: Resultados AUC

Técnica	Min	Q1	Median	Mean	Q3	SD	Max
p_gbm	0,767	0,789	0,811	0,799	0,815	0,029	0,820
p_lasso	0,684	0,700	0,715	0,712	0,727	0,027	0,738
p_logit	0,684	0,700	0,716	0,713	0,727	0,027	0,738
p_net	0,770	0,785	0,799	0,795	0,807	0,023	0,816
p_svmlin	0,587	0,616	0,646	0,628	0,648	0,036	0,651

Variables importantes para la predicción en el mejor modelo

Cuadro: Variables Importantes

Variables
var23peso
var24talla
var20diagnosticoconfirmadode_diabetes_mellitus_dm
edad
ambos
imc_sexo
old_tfg
p2014
p2015
var8sexo_M
var9regimendeafiliacion_alsgss_S
var12grupopoblacional_X5
var12grupopoblacional_X99
var13municipioderesidencia_X11001
var13municipioderesidencia_X5001
var13municipioderesidencia_other
var25tensionarterialsistolica_Missing
var26tensionarterialdiastolica_ETAPA2
var26tensionarterialdiastolica_Missing
var28hemoglobina_glicosilada_Missing
var29albuminuria_NORMAL
var32hdl_BAJO
var35tasadefiltracionglomerular_G2
var35tasadefiltracionglomerular_other
presion_arterial_ETAPA2
presion_arterial_Missing
var30creatinuria_other

Contenido

Introducción

- Comparison of different crime prediction models in Bogotá. With Francisco Barreras, Carlos Diaz and Monica Ribero. 2019. Forthcoming. Economia y Seguridad. Ediciones Uniandes. Editor: Hernando Zuleta.
- Efficient allocation of law enforcement resources using predictive police patrolling. Nov. 2018. Mateo Dulce, Simón Ramírez-Amaya, Álvaro Riascos. `https://arxiv.org/abs/1811.12880`
- Video Modelos Matematicos del Crimen (CESED 2017): `https://youtu.be/PgHclvLuyM0`

Introducción

- Esta literatura a comenzado a influenciar la administración de los recursos policiales de los principales centros urbanos: Los Ángeles CA, Atlanta GA, Chicago IL, New York NW, Alhambra CA, San Francisco CA, Modesto CA, Santa Cruz, CA.
- Se diseñó una metodología para comparar diferentes modelos de predicción del crimen en Bogotá.
- Esta se extiende de forma natural a otros centros urbanos con la información adecuada (Cali, Medellín).
- Datos utilizados: 329,793 crímenes ocurridos en Bogotá entre 2004 y 2014 (geolocalizados, con fecha y hora).
- Se compararon modelos de Puntos, Elipses, KDE y varias versiones de modelos espacio-temporales.

Introducción

- Esta literatura a comenzado a influenciar la administración de los recursos policiales de los principales centros urbanos: Los Ángeles CA, Atlanta GA, Chicago IL, New York NW, Alhambra CA, San Francisco CA, Modesto CA, Santa Cruz, CA.
- Se diseñó una metodología para comparar diferentes modelos de predicción del crimen en Bogotá.
- Esta se extiende de forma natural a otros centros urbanos con la información adecuada (Cali, Medellín).
- Datos utilizados: 329,793 crímenes ocurridos en Bogotá entre 2004 y 2014 (geolocalizados, con fecha y hora).
- Se compararon modelos de Puntos, Elipses, KDE y varias versiones de modelos espacio-temporales.

Introducción

- Esta literatura a comenzado a influenciar la administración de los recursos policiales de los principales centros urbanos: Los Ángeles CA, Atlanta GA, Chicago IL, New York NW, Alhambra CA, San Francisco CA, Modesto CA, Santa Cruz, CA.
- Se diseñó una metodología para comparar diferentes modelos de predicción del crimen en Bogotá.
- Esta se extiende de forma natural a otros centros urbanos con la información adecuada (Cali, Medellín).
- Datos utilizados: 329,793 crímenes ocurridos en Bogotá entre 2004 y 2014 (geolocalizados, con fecha y hora).
- Se compararon modelos de Puntos, Elipses, KDE y varias versiones de modelos espacio-temporales.

Introducción

- Esta literatura a comenzado a influenciar la administración de los recursos policiales de los principales centros urbanos: Los Ángeles CA, Atlanta GA, Chicago IL, New York NW, Alhambra CA, San Francisco CA, Modesto CA, Santa Cruz, CA.
- Se diseñó una metodología para comparar diferentes modelos de predicción del crimen en Bogotá.
- Esta se extiende de forma natural a otros centros urbanos con la información adecuada (Cali, Medellín).
- Datos utilizados: 329,793 crímenes ocurridos en Bogotá entre 2004 y 2014 (geolocalizados, con fecha y hora).
- Se compararon modelos de Puntos, Elipses, KDE y varias versiones de modelos espacio-temporales.

Introducción

- Esta literatura a comenzado a influenciar la administración de los recursos policiales de los principales centros urbanos: Los Ángeles CA, Atlanta GA, Chicago IL, New York NW, Alhambra CA, San Francisco CA, Modesto CA, Santa Cruz, CA.
- Se diseñó una metodología para comparar diferentes modelos de predicción del crimen en Bogotá.
- Esta se extiende de forma natural a otros centros urbanos con la información adecuada (Cali, Medellín).
- Datos utilizados: 329,793 crímenes ocurridos en Bogotá entre 2004 y 2014 (geolocalizados, con fecha y hora).
- Se compararon modelos de Puntos, Elipses, KDE y varias versiones de modelos espacio-temporales.

Modelo Espacio - Temporal

- Este es un modelo basado en la clasificación de los eventos como antecedentes y réplicas.
- Es el estado del arte en modelos de predicción del crimen.

Modelo Espacio - Temporal: Motivación

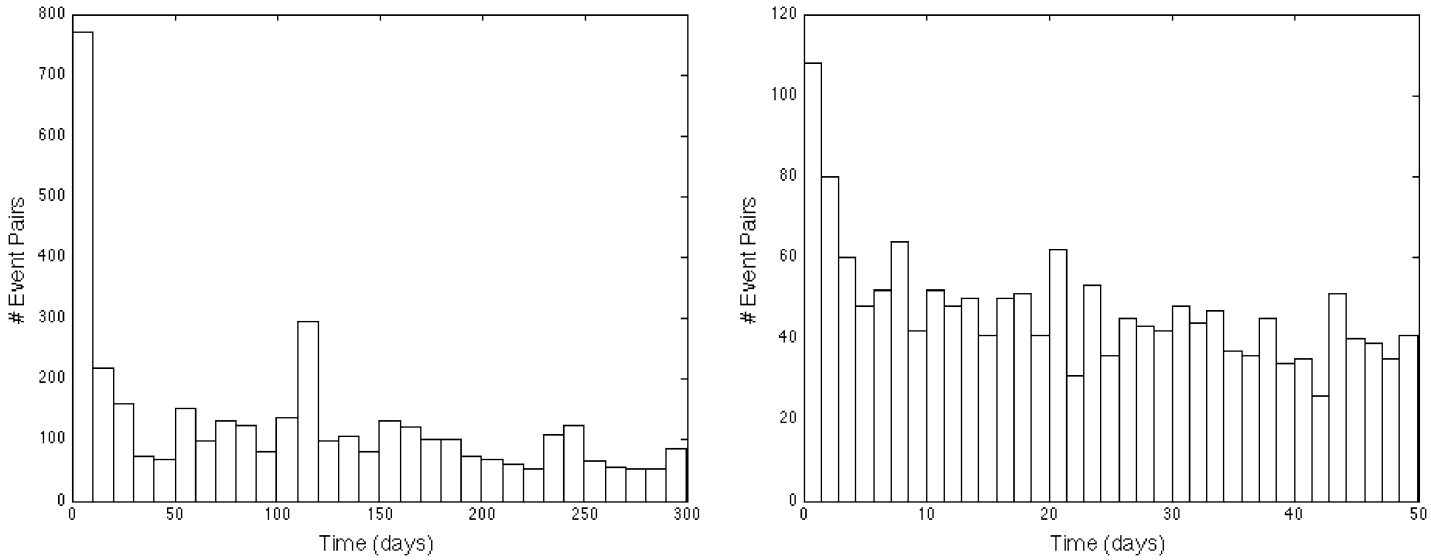


Figure 1. On the left, histogram of times (less than 300 days) between Southern California earthquake events of magnitude 3.0 or greater separated by 110 kilometers or less. On the right, histogram of times (less than 50 days) between burglary events separated by 200 meters or less.

Modelo Espacio - Temporal: Motivación

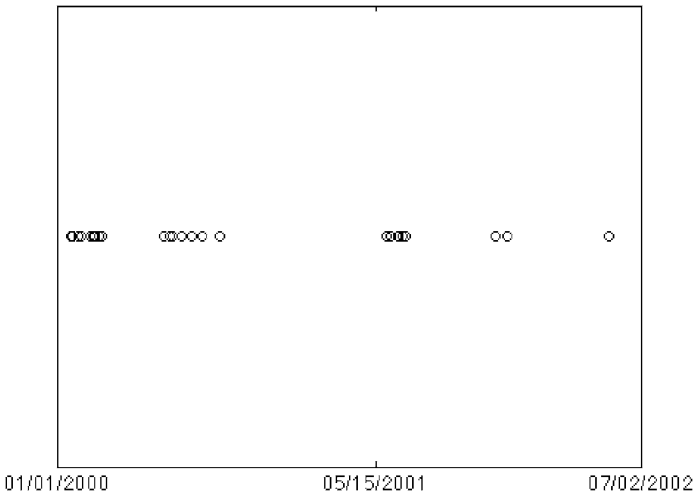


Figure 2. Times of violent crimes between two rivalry gangs in Los Angeles.

Modelo Espacio - Temporal: especificación

- Se considera un modelo de la intensidad espacio temporal del crimen de la forma:

$$\lambda(t,x,y) = \mu(t,x,y) + \sum_{k:t_k<t} g(t-t_k, x-x_k, y-y_k) \qquad (5)$$

Validación

- Evaluar la capacidad predictiva del modelo de predicción de crimen propuesto.
- En particular, se compara el poder predictivo del modelo al ser entrenado con diferentes horizontes de tiempo.

Datos

- Se cuenta con datos de crímenes en Bogotá del 16 de abril al 30 de junio de 2017: 16.402 datos.
- Para esta validación se usaron datos de la localidad de Santa Fé, en donde se aplicará el piloto, delimitada por latitudes entre $[4{,}571, 4{,}629]$ y longitudes $> -74{,}091$.

Datos

- Se cuenta con datos de crímenes en Bogotá del 16 de abril al 30 de junio de 2017: 16.402 datos.
- Para esta validación se usaron datos de la localidad de Santa Fé, en donde se aplicará el piloto, delimitada por latitudes entre $[4{,}571, 4{,}629]$ y longitudes $> -74{,}091$.

Datos

- 1.676 ($\approx 10\,\%$) crímenes en la localidad de Santa Fé en el período tratado.
- Se entrenó el modelo de crimen con datos entre 1 y 7 semanas y se validó con las 3 semanas posteriores al entrenamiento, en todos los casos, del 10 al 30 de junio de 2017 (407 crímenes).

Datos

- 1.676 ($\approx 10\,\%$) crímenes en la localidad de Santa Fé en el período tratado.

- Se entrenó el modelo de crimen con datos entre 1 y 7 semanas y se validó con las 3 semanas posteriores al entrenamiento, en todos los casos, del 10 al 30 de junio de 2017 (407 crímenes).

Validación

- Utilizamos el *Precision Accuracy Index*

$$\text{PAI} = \frac{\text{Hit Rate}}{\text{Percentage of Area}}$$

$$\text{Hit Rate} = \frac{\text{Crimes predicted in Hotspots}}{\text{Total Crimes}}$$

$$\text{Percentage Area} = \frac{\text{Area of Hotspots}}{\text{Total Area}}$$

- Sin embargo en modelos muy granulares no es una buena medida.

Modelo Espacio - Temporal: Validación

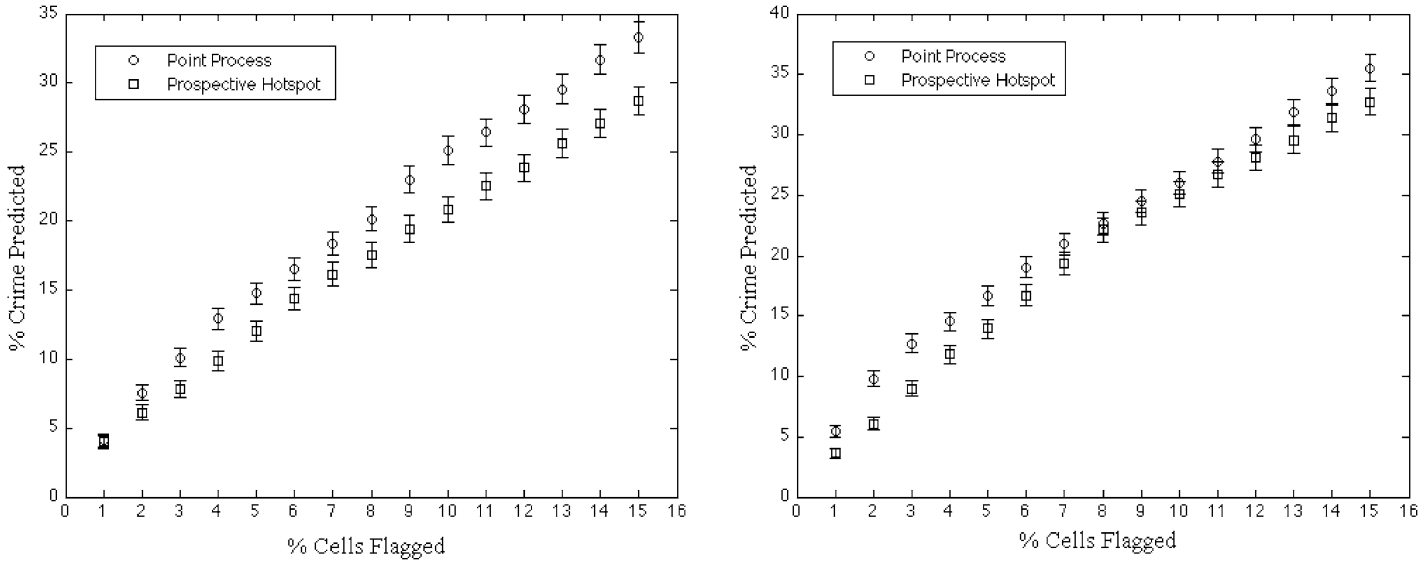


Figure 6. Forecasting strategy comparison. Average daily percentage of crimes predicted plotted against percentage of cells flagged for 2005 burglary using 200 m by 200 m cells. Error bars correspond to the standard error. Prospective hotspot cutoff parameters are 400 meters and 8 weeks (left) and optimal parameters (right) are 200 meters and 39 weeks. Spatial background intensity $\mu(x, y)$ smoothing bandwidth for the point process is 300 meters (left) selected by cross validation and 130 meters (right) selected to optimize the number of crimes predicted.

Validación

- Se divide Bogotá (1,547km^2) en 10,946 celdas de $\approx$ 145m^2 cada una; 1,019 celdas en la localidad de Santa Fé.
- Se entrena el modelo con el correspondiente número de semanas y se predicen los puntos calientes para cada turno de 8 horas, definidos como el 10 % de las celdas con mayor probabilidad de crimen.
- Se investigan cuántos crímenes de los datos de validación ocurrieron en los puntos calientes predichos por el modelo.

Validación

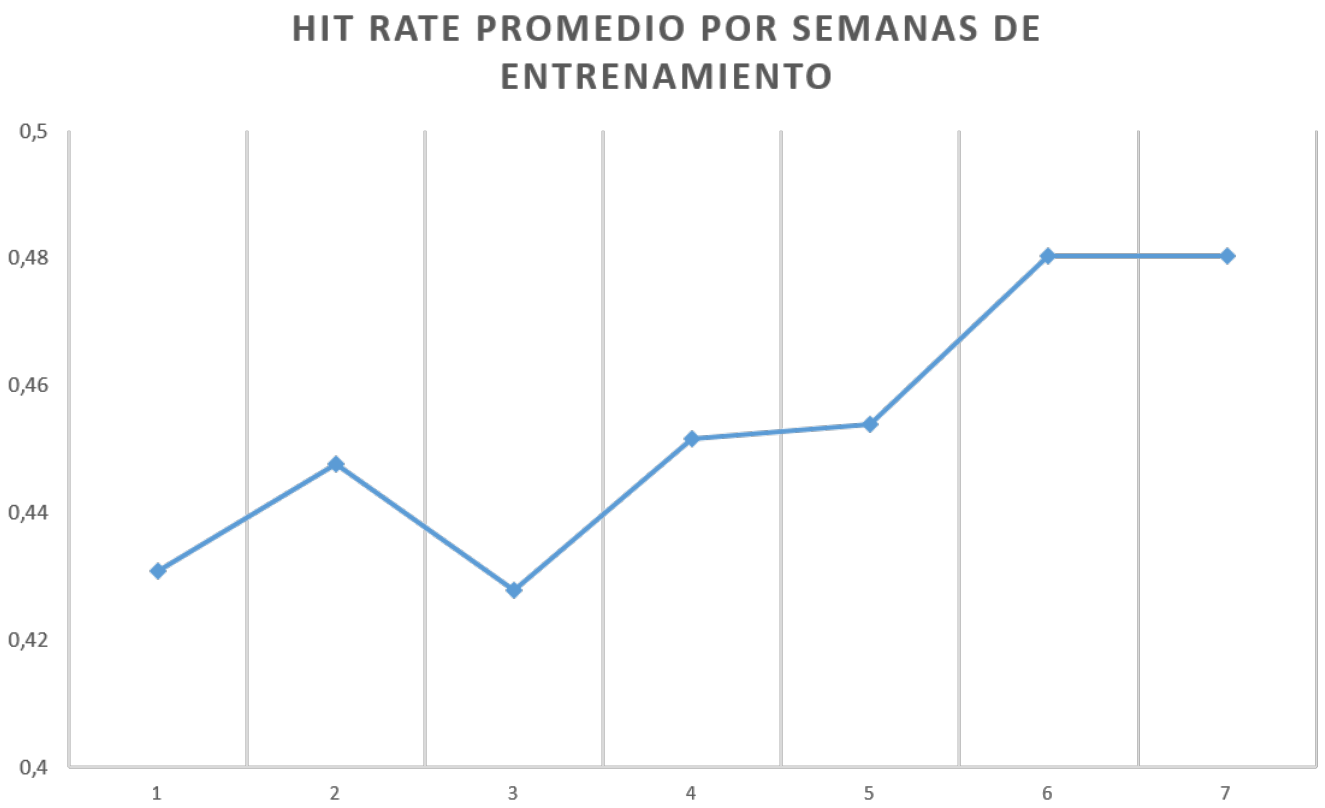
- Se divide Bogotá ($1{,}547\text{km}^2$) en 10,946 celdas de $\approx 145\text{m}^2$ cada una; 1,019 celdas en la localidad de Santa Fé.
- Se entrena el modelo con el correspondiente número de semanas y se predicen los puntos calientes para cada turno de 8 horas, definidos como el 10 % de las celdas con mayor probabilidad de crimen.
- Se investigan cuántos crímenes de los datos de validación ocurrieron en los puntos calientes predichos por el modelo.

Validación

- Se divide Bogotá ($1{,}547\text{km}^2$) en 10,946 celdas de $\approx 145\text{m}^2$ cada una; 1,019 celdas en la localidad de Santa Fé.

- Se entrena el modelo con el correspondiente número de semanas y se predicen los puntos calientes para cada turno de 8 horas, definidos como el 10 % de las celdas con mayor probabilidad de crimen.
- Se investigan cuántos crímenes de los datos de validación ocurrieron en los puntos calientes predichos por el modelo.

Validación


HIT RATE PROMEDIO POR SEMANAS DE ENTRENAMIENTO
0,5
0,48
0,46
0,44
0,42
0,4
1
2
3
4
5
6
7

Validación

- Hit Rate con 7 semanas de entrenamiento y 10 % de cobertura de puntos calientes:

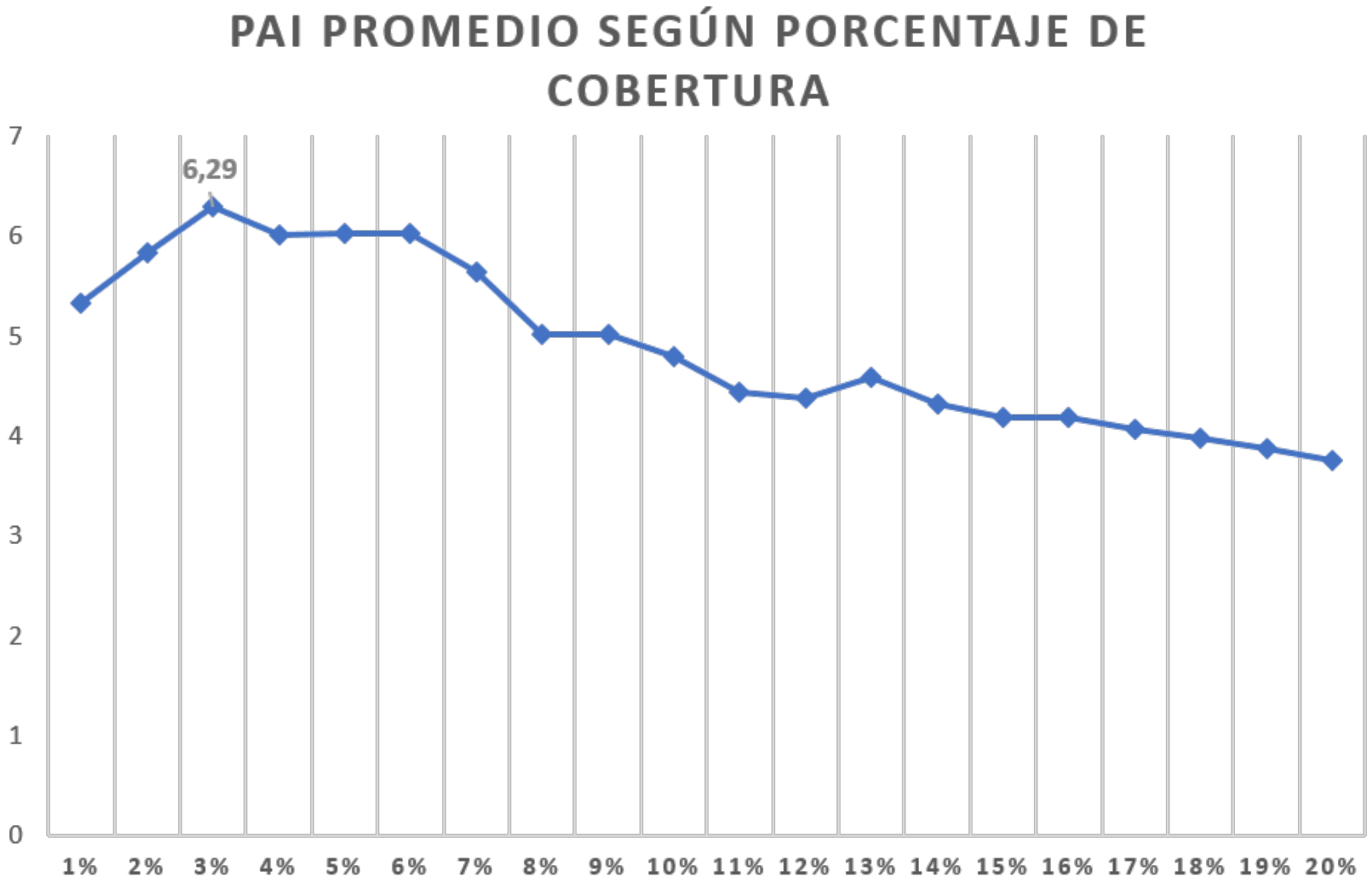
Predicción	bw fijo	bw variable	KDE
Semana 1	0,44	0,57	0,42
Semana 2	0,46	0,59	0,44
Semana 3	0,54	0,62	0,53
Promedio	0,48	0,59	0,46

Validación

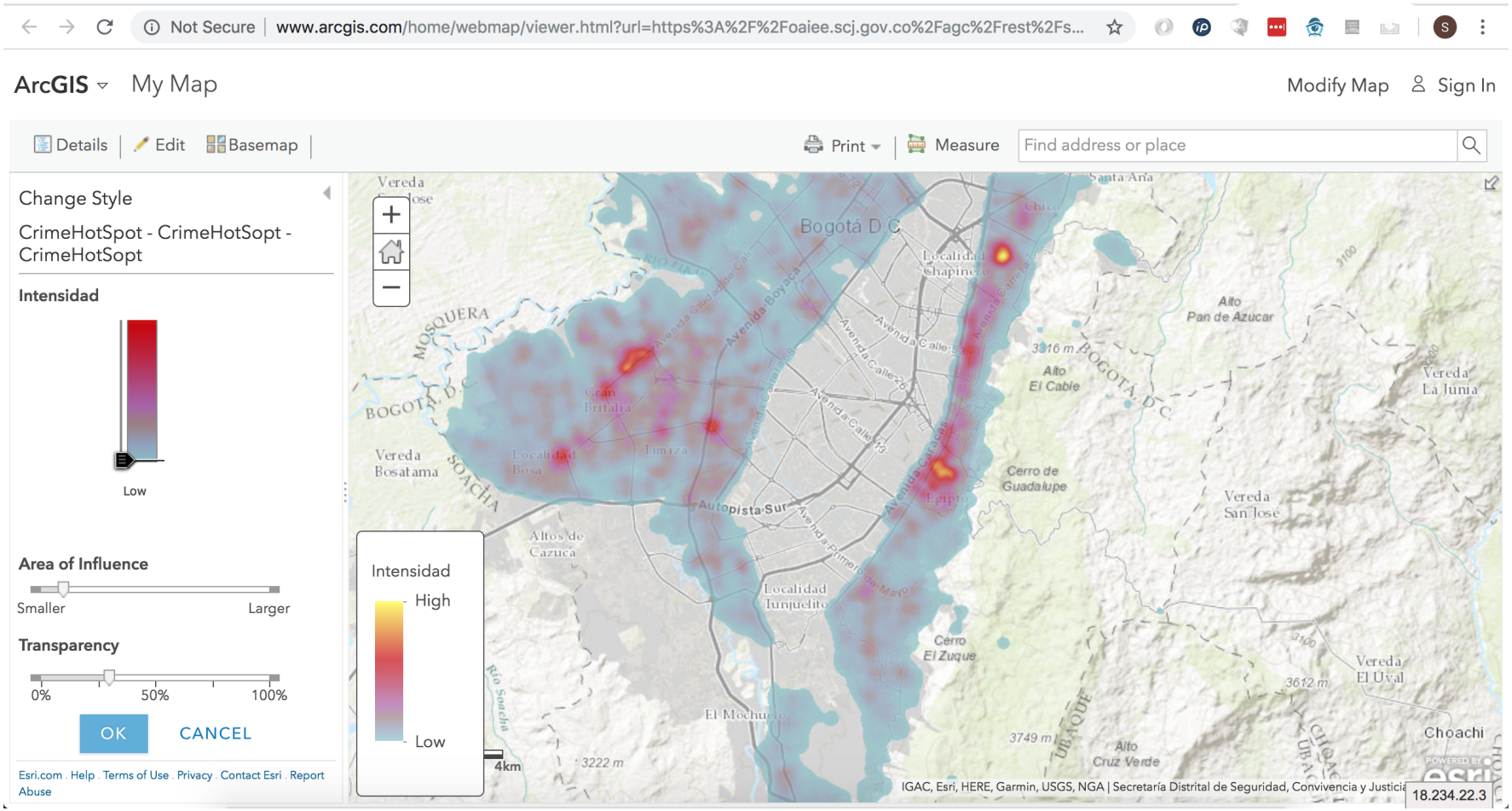
- Hit Rate con 7 semanas de entrenamiento y 10 % de cobertura de puntos calientes:

Predicción	bw fijo	bw variable	KDE
Semana 1	0,44	0,57	0,42
Semana 2	0,46	0,59	0,44
Semana 3	0,54	0,62	0,53
Promedio	0,48	0,59	0,46

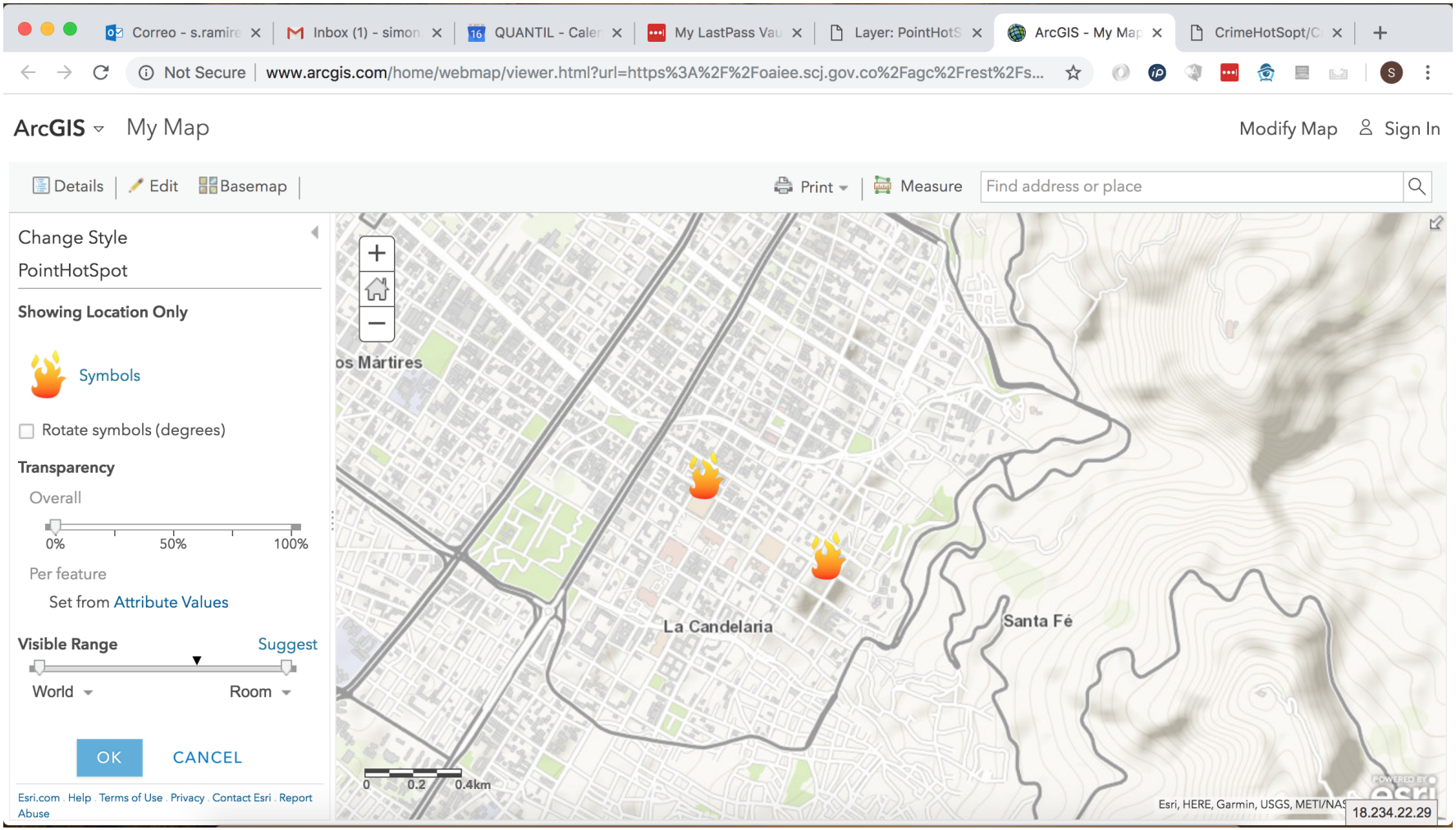
Validación


PAI PROMEDIO SEGÚN PORCENTAJE DE COBERTURA
6,29
7
6
5
4
3
2
1
0
1%
2%
3%
4%
5%
6%
7%
8%
9%
10%
11%
12%
13%
14%
15%
16%
17%
18%
19%
20%

Intensidades



Hotspots


Correo - s.ramire
Inbox (1) - simon
QUANTIL - Caler
My LastPass Vau
Layer: PointHotS
ArcGIS - My Map
CrimeHotSopt/C
Not Secure
www.arcgis.com/home/webmap/viewer.html?url=https%3A%2F%2Foaiee.scj.gov.co%2Fagc%2Frest%2Fs...
ArcGIS
My Map
Modify Map
Sign In
Details
Edit
Basemap
Print
Measure
Find address or place
Change Style
PointHotSpot
Showing Location Only
Symbols
Rotate symbols (degrees)
Transparency
Overall
0%
50%
100%
Per feature
Set from Attribute Values
Visible Range
Suggest
World
Room
OK
CANCEL
Esri.com . Help . Terms of Use . Privacy . Contact Esri . Report Abuse
os Mártires
La Candelaria
Santa Fé
0
0.2
0.4km
Esri, HERE, Garmin, USGS, METI/NAS
18.234.22.29

Contenido

Trabajo em Proceso

- Salud pública:
  1. Grupos de emfermedades usando análisis supervisado: Aaprendizaje de máquinas, distancia entre particiciones y optimización usando el algoritmo Metropolis Hasting.
  2. Grupos de emfermedades usando análisis no supervisado: LDA.
- Predicción del crímen (en conjunto con el Profesor Francisco Gomez).
  1. Teoría de las ventanas rotas, imágenes y aprendizaje profundo.
  2. Viajes de Levy.
  3. Kernel aprendizaje en variedades.

Trabajo em Proceso

- Salud pública:
  1. Grupos de emfermedades usando análisis supervisado: Aaprendizaje de máquinas, distancia entre particiciones y optimización usando el algoritmo Metropolis Hasting.
  2. Grupos de emfermedades usando análisis no supervisado: LDA.
- Predicción del crímen (en conjunto con el Profesor Francisco Gomez).
  1. Teoría de las ventanas rotas, imágenes y aprendizaje profundo.
  2. Viajes de Levy.
  3. Kernel aprendizaje en variedades.

Trabajo em Proceso

- Salud pública:
  1. Grupos de emfermedades usando análisis supervisado: Aaprendizaje de máquinas, distancia entre particiciones y optimización usando el algoritmo Metropolis Hasting.
  2. Grupos de emfermedades usando análisis no supervisado: LDA.
- Predicción del crímen (en conjunto con el Profesor Francisco Gomez).
  1. Teoría de las ventanas rotas, imágenes y aprendizaje profundo.
  2. Viajes de Levy.
  3. Kernel aprendizaje en variedades.

Trabajo em Proceso

- Salud pública:
  1. Grupos de emfermedades usando análisis supervisado: Aaprendizaje de máquinas, distancia entre particiciones y optimización usando el algoritmo Metropolis Hasting.
  2. Grupos de emfermedades usando análisis no supervisado: LDA.
- Predicción del crímen (en conjunto con el Profesor Francisco Gomez).
  1. Teoría de las ventanas rotas, imágenes y aprendizaje profundo.
  2. Viajes de Levy.
  3. Kernel aprendizaje en variedades.