

Modelos de econometría espacial para la lucha contra la delincuencia en el Perú: un enfoque de optimización en tiempo real

Rafael Caparó¹, Elizabeth Pari²

Resumen

El grado de correlación espacial mostrado entre las regiones evidencia que existe un efecto contagio a nivel de delincuencia sobre todo en las regiones periféricas de Lima, se ha encontrado una relación positiva que avanza de región en región, de distrito en distrito, con tendencias positivas y con claras dependencias con los niveles de ingresos y densidad poblacional, sobre todo en los distritos que se encuentran en los conos, confirmando que el modelo puede contrastar la realidad y predecir escenarios futuros en cuanto a niveles de delincuencia. Si bien la tecnología relacionada al almacenamiento de información es reducida, se presenta una alternativa para la recolección de datos y algunos códigos para almacenar grandes volúmenes de datos, sobre todo los relacionados a las posiciones georreferenciadas de zonas de alta delincuencia, los cuales han servido para encontrar patrones de expansión regional de actos delictivos, monitorear los mismos y proponer alternativas de mejora.

Palabras clave: Correlación espacial, delincuencia, posiciones georreferenciadas.

Introducción

Los índices de criminalidad y la sensación de inseguridad de la población son factores que atentan contra la calidad de vida de las personas, hay una constante preocupación de las autoridades por conocer los factores que conducen a los individuos a cometer

¹ rcaparoc@uni.edu.pe

² lizpari.h@gmail.com

un delito¹. Cerca de 10 millones de peruanos, la tercera parte de la población ha sido víctima de los delincuentes. En el Perú y especialmente en las grandes ciudades la delincuencia es cada vez mayor, hurtos menores, balaceras y asaltos en buses entre otros actos delictivos son ejemplo de momento extremo que estamos viviendo y que por mucho repercute en el bienestar de la población.

Esta investigación muestra factores que influyen el incremento de la delincuencia en Lima y su generalización para todo el territorio peruano. Consideramos un análisis espacial y el uso de nuevas técnicas de econometría espacial para explicar el fenómeno de difusión de la delincuencia en diferentes territorios. Esta investigación hace énfasis también en la correlación espacial de los actos delictivos que pueden llevar a contagios entre regiones. La investigación busca ser pionera en el uso de instrumentos espaciales en tiempo real para poder diseñar medidas proactivas que apoyen la detección de actos delictivos y la mitigación de los mismos.

La importancia de poder cuantificar con datos reales problemas sociales como la delincuencia se vuelve un factor importante entre los que hacemos investigación, de esta manera este documento se centra en el desarrollo de un modelo de ingeniería económica basado en modelos de econometría espacial para medir, monitorear y mitigar problemas de delincuencia en el corto, mediano y largo plazos. La diferencia de este modelo frente a otros radica en las expectativas tecnológicas que pueden aplicarse para una optimización de los recursos, en cuanto a temas regionales de espacio y ubicación contra la delincuencia. Las metodologías matemáticas de econometría espacial ya se utilizan en otros países y muestra resultados favorables.

Esta investigación se concentra en encontrar modelos con información histórica, capaces de capturar patrones de actos delictivos de manera espacial georreferenciada y basada en la econometría espacial que ayuden a la lucha contra la delincuencia. En el corto plazo se optimiza la distribución de recursos en función a focos o centros de delincuencia (ubicados de manera exacta y georreferenciada, gracias al avance tecnológico) para evitar un efecto contagio hacia otras regiones (distritos, barrios, localidades, etc.); este efecto contagio está relacionado con la correlación espacial de actos delictivos que previamente se debe encontrar.

Para el mediano y largo plazo se pretende desarrollar modelos con data más antigua y encontrar las variables más significativas que determinan la delincuencia o que la explican. De esta manera se puede hacer un modelo basado en datos históricos que expliquen los causantes históricos de los actos delictivos de una población en particular, como por ejemplo, falta de acceso a la educación, pobreza, características familiares, ingreso familiar, etc. De este modo, un modelo a largo plazo converge en recomendaciones para políticas de Estado.

¹ Análisis econométrico de los determinantes de la criminalidad

¿Qué dice la teoría?

A continuación, se presenta un detalle de los principales documentos que resumen experiencias similares a las que se viven en Perú en cuanto a la lucha contra la delincuencia haciendo análisis espacial, económico, intrínseco y extrínseco del acto delictivo en sí.

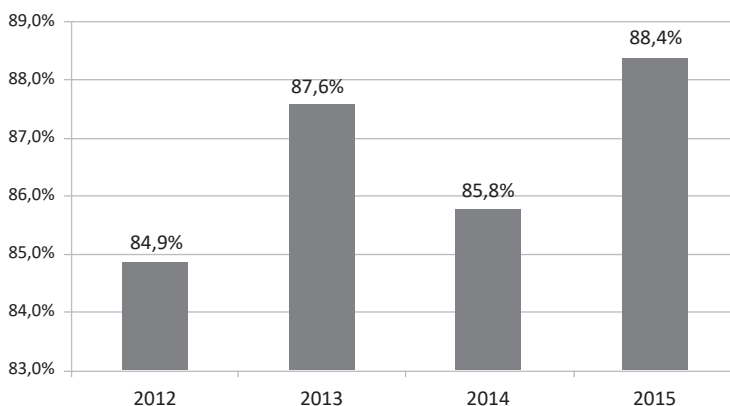
Mediante un análisis espacial toma la variabilidad del hurto y algunas variables que pueden explicarlo. Una de las conclusiones más relevantes, es que la estabilidad residencial tiene un efecto positivo en la tasa de hurto, es decir, que los vecindarios más estables presentan bajas tasas de hurto y robo. Adicionalmente, el aumento en los niveles de capital social obedece a menores tasas de robo (Martin, 2002).

Para el caso de Colombia, la investigación buscó analizar las manifestaciones de violencia y actividades criminales con el conflicto armado (1946-1962) e hizo un modelo de regresión espacial autorregresivo, que toma como variables de dinámica espacial y temporal de los actores armados con las variables sociales, de justicia y narcotráfico (Sánchez, Díaz y Formisano, 2003). Los resultados para el caso colombiano indican que la actividad criminal del secuestro genera efectos importantes de persistencia temporal y de difusión contagiosa, y la existencia de una relación positiva y significativa entre el conflicto y la violencia homicida. Por ello, el concepto de difusión contagiosa fue corroborado al encontrar que la tasa de homicidios del departamento vecino tiene un efecto positivo en la tasa de homicidios local (Barón, Sandoval y Martínez, 2008). En pocas palabras, no muestra de forma contundente las muertes relacionadas directamente con el conflicto.

Tudela (2012) muestra que la correlación espacial determina la interacción y dependencia espacial y temporal de las actividades delictivas en los departamentos de Bolivia. Analiza variables como delitos contra la integridad corporal y la salud, homicidios, hurtos, robos, atracos o robos agravados, violaciones, estupro y abusos deshonestos y busca explicar estos hechos delictivos mediante la realidad económica, representada por las variables Producto Interno Bruto y Producto Interno Bruto Per cápita; también revisa variables sociales como el número de operativos realizados y la cantidad de droga incautada; y finalmente variables ambientales como la temperatura. La investigación toma como referencia estos datos y los analiza a través de modelos econométricos espaciales de panel para mostrar los impactos de las variables descritas en las actividades delictivas y sus niveles incrementales (Tudela, 2012).

Cada país legisla en su constitución y sus códigos penales el tratamiento legal de la delincuencia y los de actos delictivos. En este trabajo se trata de llegar a los niveles de delincuencia más graves a partir del análisis de los ilícitos más simples como los asaltos a mano armada o los robos de celulares. Sin embargo, algunos datos que se debe tener en cuenta para plantear una buena investigación, se han tomado de instituciones militares y del Ministerio del Interior del Perú. El gráfico 1 es un ejemplo de esta afirmación.

Gráfico 1
Percepción de la inseguridad



Fuente: Observatorio Nacional de la Seguridad Ciudadana, MININTER.

El gráfico representa claramente lo poco seguros que nos sentimos en el caso urbano del Perú. Además, en un ejercicio de desagregación de los datos podemos ver que son las grandes ciudades peruanas en donde esta “sensación” es aún mayor.

Dentro de los diferentes actos ilícitos penales que son mayormente mencionados por los peruanos podemos encontrar lo siguiente:

Tabla 1
Percepción de inseguridad por tipo de delito

Tipo de hecho delictivo	Enero-Junio 2013	Enero-Junio 2014	Enero-Junio 2015
Robo de dinero, celular	78.9	77.6	77.5
Robo de vivienda	70.3	70.1	74.9
Robo de auto	46.4	44.3	39.1
Amenazas	38.1	38	38.8
Extorsión	-	7.9	20.3
Maltrato y ofensa sexual	14.5	13.6	13.1
Secuestro	13.2	12.8	14.1

Fuente: INEI. Estadísticas de Seguridad Ciudadana, aplicado a población urbana mayor de 15 años.

Dentro de las justificaciones de realizar esta investigación se encuentran: la necesidad de las regiones de disminuir los índices de tasas de delincuencia dado que afecta el crecimiento del bienestar social en sus territorios; asimismo, poder detectar las variables globales que podrían afectar las decisiones de una persona a ser más

proclive a que pueda cometer actos delictivos. Es en estas variables donde deberían tener más cuidado los gobernantes, de modo que la toma de sus decisiones no genere una carga de preocupación a la población.

Es relevante resaltar la importancia de la prevención de cualquier acto ilícito que altere las normas que pueda relacionar o involucrar a las empresas en irregularidades, delitos contra el Estado o entidades públicas o privadas, por lo que se debe contar con suficientes medios de información fidedigna que permitan atender las exigencias del entorno en materia de toma de decisiones políticas y la implementación de nuevas herramientas en el marco local.

Este documento tiene como objetivo presentar las variables cualitativas que se pueden cuantificar en cuanto a la toma de decisión para una variación de tasa de delictividad en la región, y mostrar así que la misma se afecte a través del tiempo siguiendo un “contagio colectivo”.

De la misma manera, esta investigación pretende medir experiencias que puedan ser usadas como referencia en cuanto a la detección del incremento de delincuencia; busca variables que lo afecten y toma como referencia la tasa de desempleo, la distribución del territorio y el ingreso promedio. Se construye así un modelo para la detección de variación de tasas de delictividad por parte de la población, de tal forma controlar este riesgo y disminuir en el posible impacto negativo que se pueda reflejar en una toma de decisión de entes negativos o de contagio.

En cuanto a la detección y prevención se buscará combinar con otras técnicas para encontrar los patrones de comportamientos sospechosos, así en un futuro trabajar con tecnologías que propicien esta ayuda a las instituciones a predecir el crimen. Tales tecnologías son herramientas que se prestan para desarrollar la inteligencia artificial.

El ámbito espacial de este trabajo de grado es el territorio peruano, particularmente en el departamento de Lima, además de datos obtenidos a nivel nacional que muestren ser vulnerables a los impactos de decisiones políticas. Asimismo, este trabajo se limita a la selección de variables explicativas para la toma de decisiones a nivel cuantitativo, dado que no se cuenta con los recursos necesarios para una investigación cualitativa de las diversas reacciones de la población a tener tendencia del impacto que puede causar una variación de cambios políticos, geográficos, etc. No se cuenta con datos en tiempo real tales que nos podría proporcionar una gran base de datos (big data).

Factores que influyen en la generación de actos delictivos

La violencia puede ser explicada mediante factores biológicos y sociales. Desde la perspectiva biológica las características propias del individuo lo impulsan a cometer actos delictivos. Por otro lado, los factores sociológicos dan importancia predominante a los factores externos, según esto, los agentes serán buenos o malos conforme al ambiente en el cual vivan y se desarrollen (Flores, 2018).

Con relación a la delincuencia, Middendorff (1964) señala que el ambiente local puede ejercer un fuerte influjo sobre la extensión y clases de la criminalidad. En este marco existen las denominadas “áreas de desorganización social”, las cuales están caracterizadas por una prosperidad deteriorada, existencia de grupos al margen de la Ley y heterogeneidad cultural y social (Tudela, 2011).

La importancia de la desigualdad en los niveles de inseguridad de las ciudades, si bien puede sonar una idea intuitiva, ha sido corroborada desde estudios económicos (Zárate, Aragón y Morel, 2013). Así, los autores Fajnzylber, Lederman y Loayza (2002) encontraban que:

Las tasas de criminalidad y de inequidad están positivamente correlacionadas (dentro de cada país y, de manera especial, entre países), y parece que esta correlación está reflejando una relación causal que va desde la inequidad a las tasas de criminalidad aún después de haber sido controlada por otras posibles determinantes (2002a: 26).

Por otro lado, Formisano (2002) agrupa tres tendencias, de las cuales la primera explica la violencia como resultado de factores socioeconómicos (pobreza o desigualdad). Otra de las tendencias es denominada “Economía del Crimen”; la cual ha vivido un desarrollo reciente a nivel mundial y nacional, y establece como principal resultado que el gasto asociado a justicia y seguridad disuade a los individuos de cometer delitos, ya que aumentan los costos coligados a delinquir. Por último está la teoría del “desorden”, la cual afirma que el desorden existente en un barrio genera mayor número de delitos. Por ejemplo, para el caso de Nueva York, Corman (2000) afirma que la presencia de policía y las capturas de criminales fueron factores disuasivos del crimen y redujeron la tasa de homicidios a finales de los años 90. La evidencia empírica en Estados Unidos también confirma la relación causal y positiva entre la posesión de armas de fuego y la tasa de homicidios (Corman y Mocan, 2000).

Entre otras teorías, la teoría del desorden urbano o “Broken Window” sostiene que existe una relación de causalidad positiva y directa entre las características de las zonas donde se cometen los crímenes y los niveles de criminalidad; de esta manera, las zonas desordenadas (con presencia de prostitución, expendio y consumo de drogas, pandillas y vandalismo, entre otras) favorecen la implantación y el desarrollo de todo tipo de actos violentos (Formisano, 2002). En ese sentido, Kelling y Willson (1996), realizan una analogía al afirmar que igual que en la violencia, en un edificio, si se rompe una de sus ventanas y esta se deja sin reparar, las demás ventanas serán prontamente rotas.

El trabajo de Llorente, Escobedo, Echandía y Rubio (2000) asocia las variables de muertes violentas con la presencia de prostitución, consumo de drogas y zonas de venta de drogas, tal relación fue establecida mediante la observación y superposición de mapas de la tasa de homicidios y las distintas variables.

Econometría espacial: El estadístico I de Morán

Una de las formas de medir la autocorrelación espacial es el estadístico I de Morán. Este estadístico permite probar dos hipótesis:

1. Si la variable dependiente está concentrada espacialmente,
2. Medir los cambios temporales en los niveles de concentración.

La lógica del procedimiento es que un aumento temporal en la magnitud de los coeficientes indicaría un proceso de divergencia regional, mientras que una disminución indicaría evidencia de convergencia regional (Marín, 2003).

El estimador del coeficiente de I de Moran es:

$$I = \frac{[Z']^T [W \otimes I] [Z']}{[Z']^T [Z']}$$

Donde el valor I puede tomar diferentes estructuras. Estas estructuras se determinan de acuerdo a la estructura de vecindades. De estas depende la especificación de la matriz W^* la cual es determinante en la construcción del modelo de regresión espacio temporal.

Perú productor de droga

Según refiere un artículo del diario Gestión, publicado el 13 de julio de 2016, Naciones Unidas señala al Perú como el segundo productor de cocaína en el mundo:

Durante el 2015 se sembraron 40,300 hectáreas de cicales en Perú, lo que significó una reducción de 6.1%, en comparación con 2014. La cifra mantiene una tendencia a la baja que empezó en 2011 cuando se detectó que se habían sembrado 62,500 hectáreas de hojas de coca. La mayor cantidad de cicales están en dos zonas: el valle de los ríos Apurímac, Ene y Mantaro y el valle de La Convención-Lares, ambas en el sureste. El informe indica que 87,304 toneladas de hojas de coca van al narcotráfico, mientras que apenas 9,000 toneladas son usadas para el masticado de la hoja de coca u otras formas de consumo tradicional. El precio del kilo de cocaína en Perú disminuyó su valor en 2015 retrocediendo hasta 1,133 dólares, luego que en 2014 alcanzó un promedio de 1,178 dólares. En Perú el precio del clorhidrato alcanzó su valor máximo en 2013 cuando trepó hasta 1,310 dólares el kilo, según la ONU.

Se calculó la correlación entre la cantidad de droga decomisada por distritos a nivel nacional si tiene una implicancia en cuanto al nivel de estudios por región. A lo largo del tiempo los departamentos de Ayacucho, Cusco, Huánuco, La Libertad, Piura y Lima arrojan cifras alarmantes de distribución de droga. En lugares donde han habido incautaciones se observa que no implica mucho el nivel educativo para que estas personas encontradas decidan dedicarse a esta actividad ilícita.

Gráfico 3
Delitos genéricos por departamento

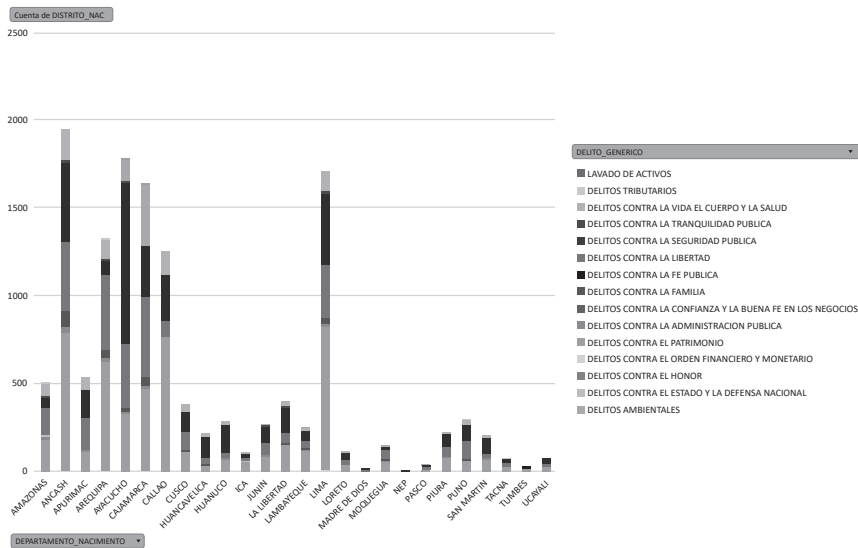


Gráfico 4
Delitos genéricos por departamento

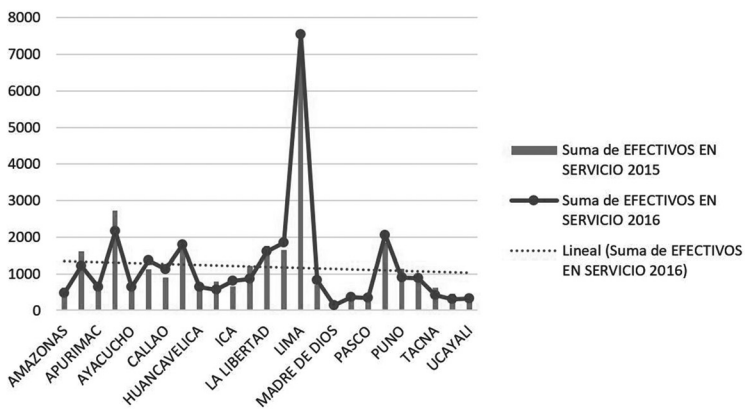


Tabla 1
Droga decomisada a nivel nacional

Departamento	Droga decomisada (kg) 2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	TOTAL
Amazonas	16	13	6	66	40	5	39	139	52	125	42	48	590
Áncash	47	132	121	181	656	211	1547	945	552	220	328	243	5 184
Apurímac	325	177	138	287	454	137	822	399	575	226	462	99	4 102
Arequipa	14	-	38	210	72	21	116	1352	437	426	503	1	4 187
Ayacucho	1 588	841	974	1330	2144	1774	3574	3916	2378	2215	4275	3796	28 807
Cajamarca	479	98	55	40	11	7	79	28	40	54	64	168	1 123
Cusco	454	405	264	332	197	639	682	1718	2532	914	2024	2728	12 888
Huancavelica	265	104	152	-	16	106	31	301	60	-	21	273	1 329
Huánuco	806	446	976	793	1208	2752	1756	1815	3178	2 971	3303	34462	54 468
Ica	260	146	63	207	1053	1529	1654	1321	1349	808	615	571	9 776
Junín	1 045	2543	1257	953	2899	1967	612	1922	4157	4666	3316	10034	35 371
La Libertad	142	119	137	160	426	290	1006	789	499	279	7551	53071	64 470
Lambayeque	105	346	104	109	1191	135	14)	71	233	280	101	493	3 307
Lima 1/	2917	8677	9928	7220	16812	9501	16272	7674	12309	5553	7343	10576	114 792
Loreto	385	562	1076	611	725	262	610	599	916	710	458	551	7 465
Madre de Dios	100	104	259	471	306	181	238	282	286	75	105	41	2 449
Moquegua	14	6	3	354	46	89	2450	829	231	226	55	19	4 323
Pasco	192	17	41	104	122	97	136	-	1377	852	421	1654	5 013
Piura	5 604	1317	478	1061	520	742	252	1197	1935	4761	353	1689	19 909
Puno	134	281	152	619	763	976	836	1574	585	450	370	284	7 024
San Martín	247	332	139	165	524	539	301	220	188	748	1010	487	4 900
Tacna	152	1128	88	178	61	102	128	197	179	228	235	312	2 988
Tumbes	88	154	104	43	139	81	271	94	788	35	73	54	1 924
Ucayali	235	71	166	190	238	699	288	403	578	1173	814	1809	6 664

Pero si la actividad ilícita de comercialización y producción de droga influye más en estos tipos de delitos que, efectivamente, viene del mercado negro, tales como aumento de armas de fuego en homicidios calificados, asesinato, debido a esta actividad se ve una mayor proporción ocurrida en la vivienda de la víctima, mayormente es efectuada por un desconocido, en similar proporción a causas como venganza y/o delincuencia organizada. Otros lugares donde la droga ha impactado son los delitos asociados a lugares como vehículos en la vía pública.

El la tabla 2 se muestra las implicancias de la correlación de la droga con los delitos asociados en conjunto de los lugares más perpetrados así como las causas y/o motivo del delito y la proveniencia de la relación de la víctima con el delincuente, mayormente son realizados por desconocidos, seguidos de que la gran mayoría de las víctimas conoce al victimario, otro punto resaltante es que

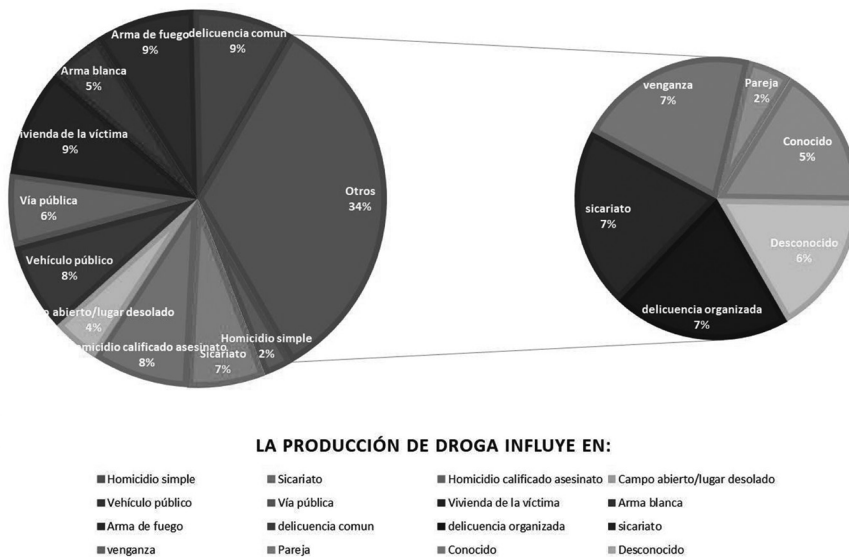
se realizan como lugares más comunes siendo dentro de la vivienda y el aumento del uso de arma de fuego.

Tabla 2
Correlación de la droga (Año 2015)

Homicidio simple	0.18	Arma de fuego	0.60
Sicariato	0.47	Delincuencia común	0.61
Homicidio calificado asesinato	0.59	Delincuencia organizada	0.48
Campo abierto/lugar desolado	0.30	Sicariato	0.49
Vehículo público	0.53	Venganza	0.49
Vía pública	0.44	Pareja	0.12
Vivienda de la víctima	0.65	Conocido	0.39
Arma blanca	0.33	Desconocido	0.39

Fuente INEI, elaboración propia

Gráfico 5
Influencia de la producción de droga

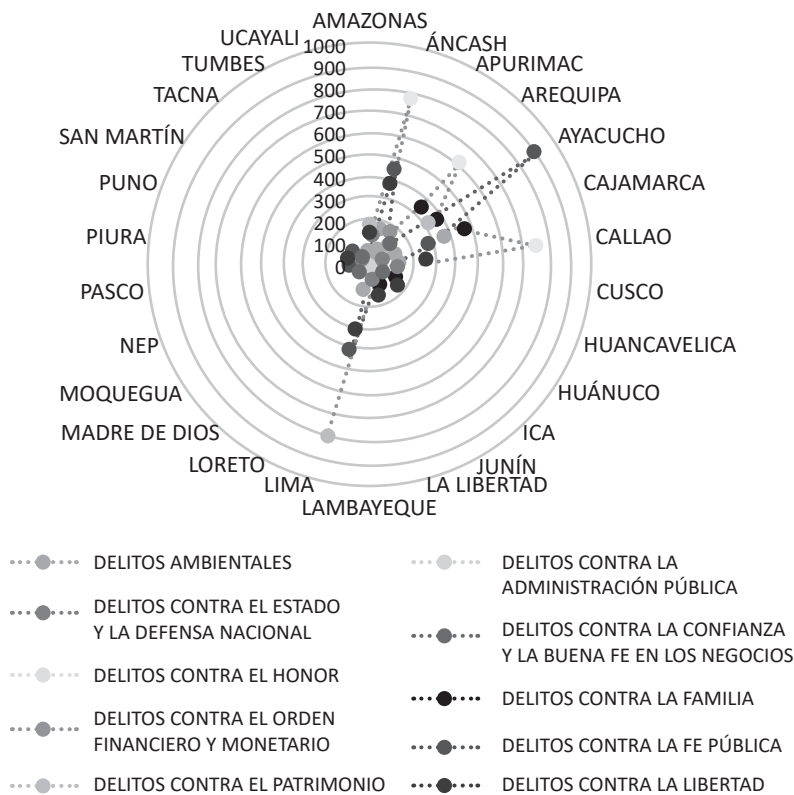


Delitos por distritos

De una cantidad de 13 860 datos recopilados de las distintas intendencias policiales, datos recopilados del INEI de 985 distritos a nivel del Perú, en el siguiente cuadro se puede observar que los departamentos con mayor cifras de denuncias son Ayacucho, Lima y Callao, seguido de Cusco; en mayor medida se cometen delitos contra el patrimonio.

Al nivel departamental, los delitos más cometidos en la ciudad de Lima son el homicidio simple y el calificado, así como la emoción violenta. Se busca saber acerca del factor de mayor delincuencia en el país, por ello se tiene como factor el tráfico ilícito de drogas, actividad que genera grandes sumas de dinero.

Gráfico 1
Delitos por departamentos

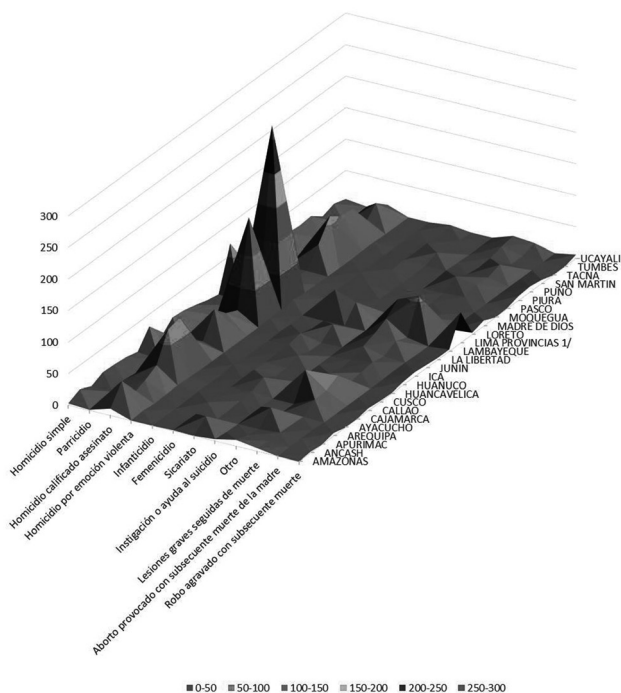


Fuente INEI, elaboración propia.

En el gráfico siguiente se visualiza que hay un mayor porcentaje en delitos contra la vida y salud, así como delitos contra la seguridad pública, que tienen la mayor cantidad de delitos en la ciudad Ancash para el año 2015.

Según una encuesta del INEI, en las comisarías se aprecia la disminución de efectivos por cantidad de habitantes; y aunque la tendencias es a la baja, en el Callao se ve el aumento de efectivos en las comisarías para el año 2016.

Gráfico 2
Delitos por departamentos



Fuente INEI, elaboración propia

El método

Este trabajo es de tipo descriptivo-analítico, ya que permite ordenar el resultado de las observaciones, con el fin de poder detectar las variables que resulten más representativas. La metodología comprende los siguientes pasos:

1. Análisis estadístico de datos y comparación por regiones.
2. Identificación de correlaciones espaciales.
3. Construcción, análisis, diagnóstico e interpretación de un modelo econométrico espacial.

Para ello se disponen de las siguientes variables de actividades delictivas:

- Delitos contra la integridad corporal y la salud de las personas.
- Homicidios
- Hurto
- Robo
- Robo agravado (atracó)
- Violación, estupro y abuso deshonesto.

Las mismas que se desean explicar con las siguientes variables:

- Variables económicas
 - Ingreso
 - Tasa de desempleo
- Variables sociales
 - Coeficiente de Gini

Con esto se pretende responder a preguntas tales como: ¿qué indicador podrá reflejar de manera tácita si alguna zona afectada sufre problemas, como por ejemplo, de inseguridad ciudadana? Según lo explican algunos hechos, hay más delitos en la zona donde uno vive que otras zonas. Se quiere llevar a un plano más cuantitativo el análisis, partiendo del plano cualitativo, aunque su valorización puede ser cuestionable y debatible por la comunidad, redes sociales y medios de comunicación.

Si bien existe monitoreo en zonas urbanas donde se puede notar que la percepción de inseguridad no ha desaparecido, sino que incluso se ha incrementado en cifras altas, esa razón acarrea una gran variedad de problemas concernientes al incremento de inseguridad, como asaltos a mano armada, hurtos, secuestros, extorsiones, cobro de cupos, violencia familiar, robo de autopartes, etc.

Hay que destacar que la composición de esta percepción varía mucho en función de variables como edad, sexo, nivel socioeconómico o ubicación geográfica. Ahora, ¿cuánto de esa percepción se llega a “materializar” en la comisión de un ilícito contabilizable para fines estadísticos? En siguientes informes definiremos lo que la literatura pertinente conoce como victimización y cómo daremos el salto al plano cuantitativo al dar a conocer este indicador como reflejo de la Inseguridad ciudadana de una región o comunidad.

Las herramientas que posteriormente presentaremos y usaremos tienen como materia prima datos, representados por variables, con lo que surge la pregunta ¿Qué variables pertinentes al tema de la inseguridad ciudadana podríamos identificar como útiles para nuestros propósitos?

Número de delitos por distrito: viene a ser aquel que captura el efecto que deseamos explicar, la inseguridad ciudadana. Se define como el número de ilícitos denunciados en la comisaría del sector. Intuimos que a mayor número de delitos en una zona determinada, mayor inseguridad ciudadana sufre. Para ello recopilamos la data del número de delitos cometidos en los 43 distritos de Lima (los 6 del Callao inclusive) para los años 2014 y 2015.

Desempleo: Se hizo el análisis con los ratios de desempleo para los años 2014 y 2015, donde se observa que existe mayor desempleo a comparación del año anterior. Los distritos con mayor ratio de desempleo son San Bartolo y Magdalena Vieja para el año 2014 y 2015, respectivamente; mientras que el distrito con menor ratio de desempleo es Pucusana (0.01) que se mantiene en segundo lugar para el siguiente año; el distrito con menor ratio de desempleo para el 2015 es Independencia (0.15). Los distritos que se mantienen en el promedio para el año 2014 son Punta Hermosa

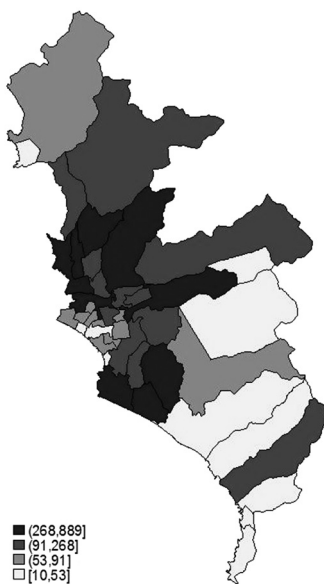
(1.27), Chaclacayo (1.32) y Villa María del Triunfo (1.33) y para el año 2015 se mantienen los distritos de Carabaylo (1.36), Villa María del Triunfo (1.36) y San Miguel (1.37). Se tomó como datos personas en edad a trabajar y personas desempleadas. También puede explicarse el aumento de la variable de desempleo por el incremento de la (PEA) y la población por distrito.

Ingreso promedio: De los datos obtenidos, se hizo el análisis del ingreso promedio por distritos con datos de personas que se encuentran laborando. Se debe tener en cuenta que algunos hogares reciben mensualmente el mismo ingreso mientras otros hogares realizan trabajos independientes.

Se observa que existe una mayor cantidad de personas que tienen de ingreso una aproximación de S/. 1116 para el año 2014. Los distritos con esta aproximación al ingreso promedio son San Martín de Porres, Comas y La Victoria. Asimismo, para el año 2015 el ingreso promedio subió a S/. 1333, aproximadamente, y la mediana a nivel distrital fue de S/. 1239, entre estos distritos se encuentran Chorrillos, El Agustino y Los Olivos. Los distritos con menor y mayor ingreso para el año 2014 son Pucusana y San Isidro, respectivamente; el año 2015 Cieneguilla y San Borja fueron los distritos con menor y mayor ingreso. En comparación del año 2014, el año 2015 se observó un aumento del ingreso promedio en un 2,56% de crecimiento a nivel distrital.

Se ha observado que algunos distritos como Cieneguilla bajaron considerablemente su ingreso promedio y esto puede explicarse por factores exógenos.

Figura 1
Cantidad de delitos en Lima Metropolitana (Año 2015)



Fuente: INEI.

Metodología para el trabajo de los datos: big data y datos en tiempo real

A continuación, hacemos un resumen de los principales pasos para procesar la gran cantidad de datos, su almacenaje y su difusión:

Convirtiendo archivos shapes a stata

Para iniciar el análisis espacial es necesario tener información georreferenciada. Un problema habitual es la obtención de dicha información. Sin embargo, esta restricción se ha vuelto menos importante a medida que diferentes sitios webs han ido ofreciendo archivos georreferenciados de manera gratuita. Entre los sitios gratuitos puede mencionarse Shapfiles Perú, que provee archivos de mapas base y coordenadas para los distritos de Lima.

El formato shape se ha convertido en el tipo de archivo más utilizado para el intercambio de información geográfica. Un archivo shape es un formato vectorial que almacena la localización de elementos geográficos y sus atributos. La diferencia con otro tipo de archivo es que es un formato multiarchivo: conjunto relacionado de ficheros informáticos. El número mínimo y habitual es de tres ficheros con las siguientes extensiones:

- **.shp** es el archivo que almacena las entidades geométricas de los objetos.
- **.shx** es el archivo que almacena el índice de las entidades geométricas.
- **.dbf** es la base de datos, en formato dBASE, donde se almacena la información de los atributos de los objetos.

El primer paso es cargar la información georreferenciada mediante el siguiente comando:

- `shp2dta using BAS_LIM_DISTritos, database(datos_shp) coordinates(coord) /// genid(id) genc(c)`

Este comando lee el archivo shape "BAS_LIM_DISTritos", generando dos archivos: "datos_shp.dta" y "coord.dta". En el archivo de datos, "datos_shp", se genera adicionalmente una variable identificadora de cada unidad geográfica, **id**, y los centroides, puntos que definen el centro geométrico de los polígonos, identificados por la latitud (**y_c**) y la longitud (**x_c**).

- `use datos_shp, clear`
- `describe`

El archivo `datos_shp.dta` contiene la información sobre los atributos del archivo `dbf`. El archivo de atributos tiene únicamente las variables que identifican a cada `BAS_LIM_DISTritos`, el nombre del objeto, y las coordenadas geográficas.

Pisati (2008) provee el comando **spmap** que permite obtener un gráfico del mapa con los límites de cada área, es decir, el mapa base.

- spmap using coord, id(_ID) note("Lima, 2015")

Figura 2
División política de la provincia de Lima



Lima, 2015

Especificación del modelo

Dentro de la amplia variedad de modelos espaciales deben destacarse dos estructuras que con más frecuencia se utilizan en econometría espacial: los llamados modelos de retardo espacial (*Modelos de comunicación o contagio*) y los modelos del error espacial o de *comparación*. Los primeros, los modelos de retardo espacial, recogen la estructura de dependencia espacial del proceso mediante la inclusión de un retardo espacial como factor explicativo de la variable endógena, con la siguiente especificación:

$$Y = \rho WY + X\beta + e$$

$$e \sim N(0, \sigma^2 I)$$

Donde como es habitual, Y es un vector columna $n \times 1$, X es una matriz $k \times n$ que recoge una serie de variables exógenas (donde opcionalmente se puede incluir una columna de unos para el término constante), W es una matriz de conexiones $n \times n$ exógena que define la estructura de vecindades, WY es el retardo espacial de la variable Y .

En este modelo la relación espacial se da por medio del denominado contagio donde los choques exógenos se propagan entre las unidades vecinas. La segunda especificación introduce la estructura de dependencia espacial en el término de perturbación del modelo, como se muestra a continuación:

$$Y=X\beta+u$$
$$u=\rho Wu+e$$
$$e\sim N(0,\sigma^2 I)$$

Como en el caso anterior, Y es un vector columna nx1, X es una matriz kxn que recoge una serie de variables exógenas, W es una matriz de conexiones nxn exógena que define la estructura de vecindades y es el parámetro de dependencia espacial.

En este análisis nos centraremos en la estimación clásica donde nuestras variables recogidas son el ingreso promedio y la tasa de desempleo observadas en cada uno de los años desde el 2012 hasta el 2015 acompañadas del término error.

$$\text{Delictividad}=\text{ingreso promedio}\beta_1 + \text{tasa de desempleo}\beta_2 + u$$

Efectos marginales

Partimos de la estimación del modelo elegido:

- use datos_shp, clear
- spreg ml delitos2013 delitos2014, dl(W5_st) id(id)

Efectos Directos e Indirectos según LeSage y Pace (2009)

Efecto Total usando la secuencia propuesta por Drukker et al. (2011)

Predicción (forma reducida - rform) - calculando y estimando

- predict y0

Asumiendo un cambio unitario en la migración neta

- quietly replace delitos2013 = delitos2013 delitos2014+ 1
- predict y1

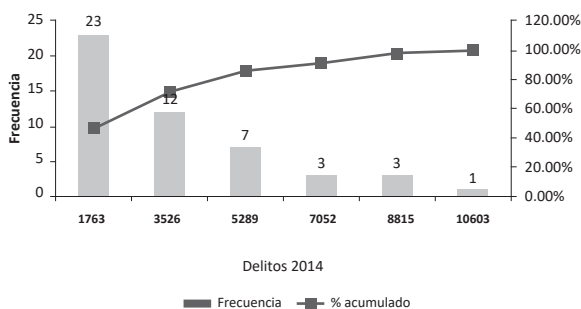
* Variación entre predicciones: Impacto total

- gen delta_y = y1-y0
- sum delta_y

Datos

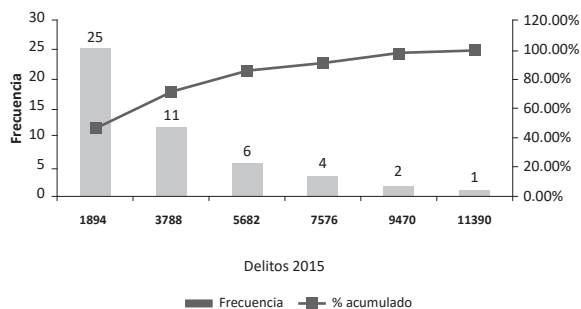
Número de delitos por distrito: Viene a ser aquel que captura el efecto que deseamos explicar, la inseguridad ciudadana. Se define como el número de ilícitos denunciados en la comisaría del sector. Intuimos que a mayor número de delitos en una zona determinada, mayor inseguridad ciudadana sufre. Para ello recopilamos la data del número de delitos cometidos en los 43 distritos de Lima (y los 6 del Callao, inclusive) para los años 2014 y 2015, que registra un promedio de 2582 delitos, aproximadamente, a nivel distrital.

Delitos 2014	
Media	2582.367347
Error típico	352.7849185
Mediana	2292
Desviación estándar	2469.494429
Varianza de la muestra	6098402.737
Curtosis	1.54335981
Coefficiente de asimetría	1.327709238
Rango	10578
Mínimo	25
Máximo	10603
Cuenta	49



Fuente: Dirección de estadística de la PNP – MININTER 2014

Delitos 2015	
Media	2621.653061
Error típico	374.1935212
Mediana	1627
Desviación estándar	2619.354648
Varianza de la muestra	6861018.773
Curtosis	1.70179922
Coefficiente de asimetría	1.394332182
Rango	11364
Mínimo	26
Máximo	11390
Cuenta	49

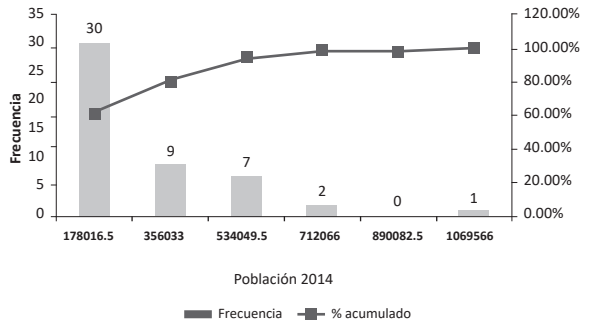


Fuente: Dirección de Estadística de la PNP, MININTER, 2015.

No solo notamos una tendencia al aumento sino que también son recurrentes los distritos en donde se aglomeran denuncias. Además, un distrito sobresale como el de mayor cantidad de delitos: San Juan de Lurigancho: ¿El hecho que sea el distrito más poblado de Lima Metropolitana incide en ello?

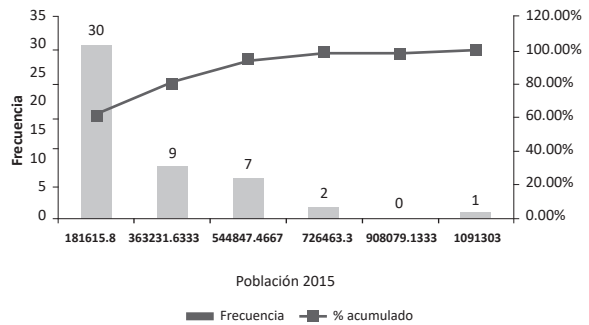
Población por distrito: Representa el número de habitantes que tiene un distrito en un lapso de tiempo. Para ello tomamos el número de habitantes en los distritos de Lima para los años 2014 y 2015.

Población 2014	
Media	199014.6327
Error típico	30752.88257
Mediana	111808
Desviación estándar	215270.178
Varianza de la muestra	46341249540
Curtosis	4.520079751
Coefficiente de asimetría	1.858568165
Rango	1068099
Mínimo	1467
Máximo	1069566
Suma	9751717
Cuenta	49



Fuente: INEI. Proyección de población. Junio 2014.

Población 2015	
Media	202137.2357
Error típico	31393.31024
Mediana	111928
Desviación estándar	219753.1717
Varianza de la muestra	48291456467
Curtosis	4.544382669
Coefficiente de asimetría	1.866506719
Rango	1089695
Mínimo	1608
Máximo	1091303
Suma	9904727
Cuenta	49

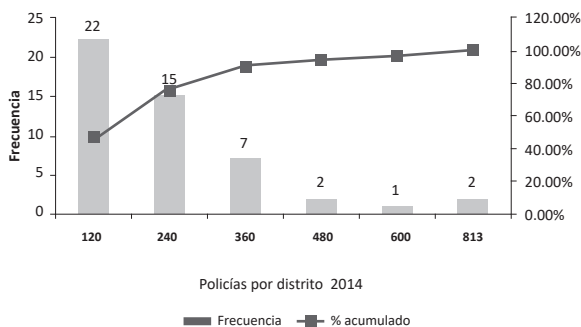


Fuente: INEI. Estimaciones y Proyecciones de población por sexo 2000 -2015

Esta variable población se puede relacionar con densidad poblacional, lo que la involucra con un atributo espacial: ¿a mayor turgurización de un espacio se eleva el número de delitos?

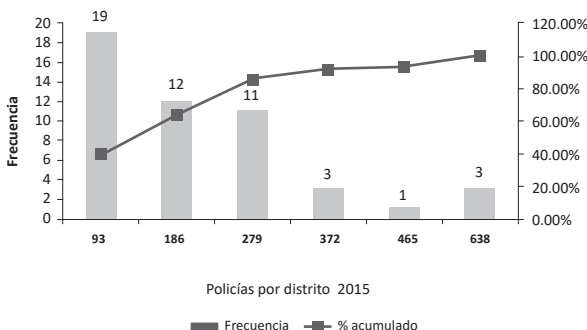
Número de policías por distrito: Representa el número de efectivos policiales hábiles en las diferentes comisarías de un distrito. Recopilamos esta data para los años 2014 y 2015 para Lima Metropolitana.

Policías por distrito 2014	
Media	188.795918
Error típico	23.2826462
Mediana	163
Moda	264
Desviación estándar	162.978524
Varianza de la muestra	26561.9991
Curtosis	5.49409048
Coefficiente de asimetría	2.10247323
Rango	791
Mínimo	22
Máximo	813
Suma	9251
Cuenta	49



Fuente: Dirección de Recursos Humanos PNP, 2014

Policías por distrito 2015	
Media	172.367347
Error típico	21.2984281
Mediana	137
Moda	251
Desviación estándar	149.088997
Varianza de la muestra	22227.5289
Curtosis	2.83361467
Coefficiente de asimetría	1.64382527
Rango	614
Mínimo	24
Máximc	638
Suma	8446
Cuenta	49

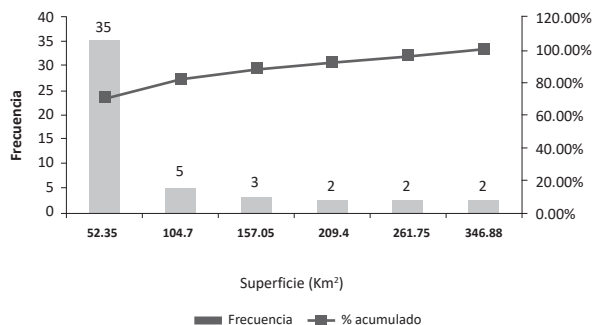


Fuente: Dirección de Recursos Humanos PNP, 2015

Vemos un descenso en el número de efectivos policiales hábiles en Lima, y en particular en varias jurisdicciones, con lo que podemos preguntarnos: ¿un reducido número de efectivos policiales por distrito incide en los índices de inseguridad ciudadana?

Superficie distrital (Km²): Representa la extensión territorial de cada distrito. Es idónea para practicar análisis espacial de datos. Recopilamos las extensiones de los distritos de Lima Metropolitana.

Superficie (Km ²)	
Media	57.0208163
Error típico	11.554458
Mediana	21.98
Desviación estándar	80.8812059
Varianza de la muestra	6541.76947
Curtosis	4.08837276
Coefficiente de asimetría	2.10787148
Rango	346.13
Mínimo	0.75
Máximo	346.88
Suma	2794.02
Cuenta	49

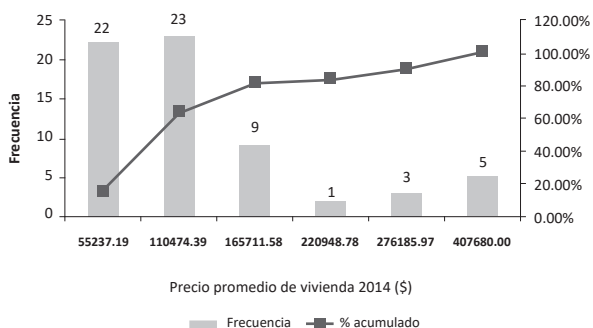


Fuente: INEI. Ubigeo 2010.

Notamos que existe una marcada atomización del espacio en Lima, con una gran cantidad de distritos de pequeña extensión ¿Eso dificulta la unificación de políticas contra el delito? ¿A mayor extensión, más difícil controlar los delitos?

Precio de vivienda por distrito (\$): Representa el precio promedio de un departamento en los distritos de Lima Metropolitana. Se ha tomado como referencia un estudio de la Cámara Peruana de la Construcción de 2014.

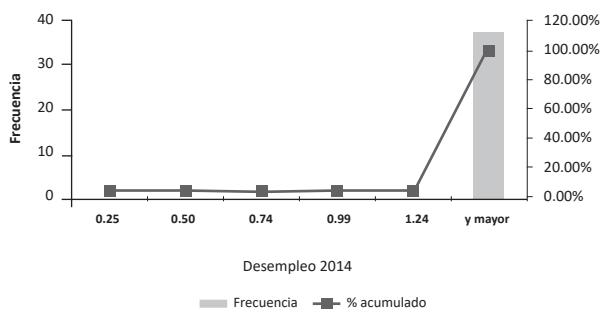
Precio promedio de vivienda 2014 (\$)	
Media	121003.837
Error típico	12165.9436
Mediana	86484
Moda	72560
Desviación estándar	85161.6053
Varianza de la muestra	7252499016
Curtosis	2.2131931
Coefficiente de asimetría	1.63651507
Rango	365198
Mínimo	42482
Máximo	407680
Suma	5929188
Cuenta	49



Fuente: CAPECO 2014.

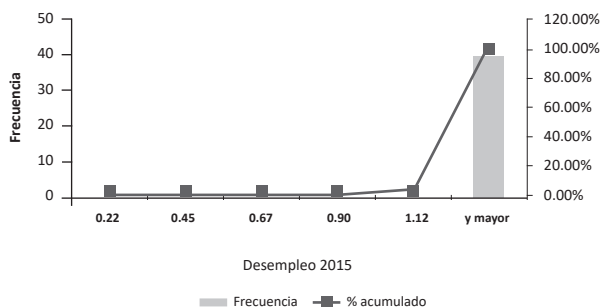
Desempleo: Se analizó con los ratios de desempleo para los años 2014 y 2015, y se observó que aumentó el desempleo a comparación del año anterior. Los distritos con mayor ratio de desempleo son San Bartolo (2014) y Magdalena Vieja (2015). El distrito con menor ratio de desempleo en 2014 es Pucusana (0,01) que es segundo en 2015, y el distrito con menor ratio de desempleo en 2015 es Independencia (0,15). Los distritos que se mantienen en el promedio son Punta Hermosa (1,27), Chaclacayo (1,32) y Villa María del Triunfo (1,33) en 2014 y en 2015 se mantienen los distritos de Carabayllo (1,36), Villa María del Triunfo (1,36) y San Miguel (1,37). Se tomó datos de personas en edad de trabajar y de desempleadas. El aumento de la variable de desempleo también se puede explicar por el incremento de la (PEA) y la población por distrito.

Desempleo 2014	
Media	1.31
Error típico	0.06
Mediana	1.41
Moda	1.50
Desviación estándar	0.36
Varianza de la muestra	0.13
Curtosis	9.46
Coefficiente de asimetría	-3.25
Rango	1.49
Mínimo	0.01
Máximo	1.50
Suma	53.64
Cuenta	41.00
Nivel de confianza (95.0%)	0.11



Fuente: INEI, Encuesta Nacional de Hogares (ENAHOG), 2014.

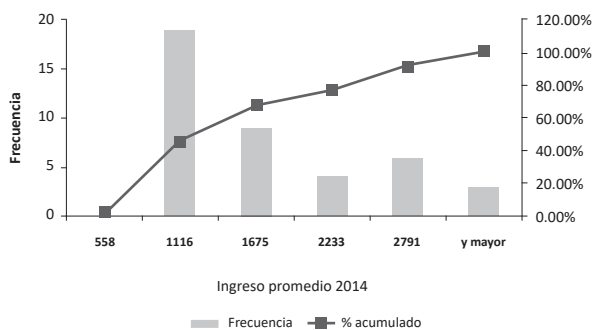
Desempleo 2015	
Media	1.36
Error típico	0.03
Mediana	1.39
Moda	1.41
Desviación estándar	0.21
Varianza de la muestra	0.04
Curtosis	30.14
Coefficiente de asimetría	-5.21
Rango	1.35
Mínimo	0.15
Máximo	1.50
Suma	55.62
Cuenta	41.00
Nivel de confianza (95.0%)	0.07



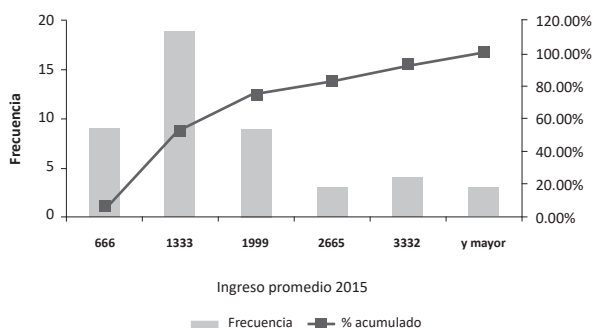
Fuente: INEI, Encuesta Nacional de Hogares (ENAHOG), 2015.

Ingreso promedio: Se analizó el ingreso promedio por distritos considerando personas que se hallan laborando. Se debe considerar que algunos hogares reciben mensualmente el mismo ingreso mientras que otros realizan trabajos independientes. Existe una mayor cantidad de personas cuyo ingreso se aproxima a S/. 1116 para el año 2014, los distritos con este ingreso promedio son San Martín de Porres, Comas y La Victoria. Para el año 2015 el ingreso promedio sube a S/. 1333, aproximadamente (mediana a nivel distrital de S/. 1239), entre los distritos con este ingreso tenemos Chorrillos, El Agustino y Los Olivos. Los distritos con menor y mayor ingreso para el año 2014 son, respectivamente, Pucusana y San Isidro; para el año 2015 son Cieneguilla y San Borja. Se observa un aumento del ingreso promedio en un 2.56% a nivel distrital en 2015. No obstante, algunos distritos como Cieneguilla bajaron considerablemente su ingreso promedio, esto puede explicarse por factores exógenos.

ing_prom (2014)	
Media	1532.4
Error típico	130.5
Mediana	1132.0
Moda	-
Desviación estándar	835.4
Varianza de la muestra	697875.1
Curtosis	1.1
Coefficiente de asimetría	1.3
Rango	3349.0
Mínimo	686.0
Máximo	4035.0
Suma	62827.0
Cuenta	41.0
Nivel de confianza (95.0%)	263.68



ing_prom (2015)	
Media	1572.6
Error típico	143.7
Mediana	1239.0
Moda	-
Desviación estándar	919.9
Varianza de la muestra	846286.6
Curtosis	1.4
Coefficiente de asimetría	1.3
Rango	3998.0
Mínimo	398.0
Máximo	4396.0
Suma	64475.0
Cuenta	41.0
Nivel de confianza (95.0%)	290.37



Resultados

Manipulación y visualización de datos espaciales: Ahora es posible visualizar las variables mediante diferentes mapas de coropletas. Este tipo de mapa es un mapa temático en el que las áreas se colorean con una intensidad proporcional al valor que toma una variable cuantitativa (Slocum et al., 2009). Para ello utilizaremos el comando antes presentado, `spmap`.

En `spmap`, un mapa de coropletas es un mapa base cuyos polígonos estarán coloreados de acuerdo al valor tomado de un atributo (variable) que debe ser numérico. La versión actual de `spmap` ofrece seis tipos de coropletas, usaremos principalmente:

- **Cuantiles:** las clases corresponden a los cuantiles de la distribución de la variable, cada clase tendrá aproximadamente el mismo número de polígonos.

- `use datos_shp, clear`

- `format delitos2012 %12.1f`

- `spmap delitos2012 using coord, id(_ID) clmethod(q) title("Cantidad de Delitos ") legend(size(medium) position(7)) fcolor(Blues2) note("Lima Metropolitana, 2012" "Fuente: Inei")`

- `format delitos2013 %12.1f`

- `spmap delitos2013 using coord, id(_ID) clmethod(q) title("Cantidad de Delitos ") legend(size(medium) position(7)) fcolor(Blues2) note("Lima Metropolitana, 2013" "Fuente: Inei")`

```
format delitos2014 %12.1f
```

```
spmap delitos2014 using coord, id(_ID) clmethod(q) title("Cantidad de Delitos ") legend(size(medium) position(7)) fcolor(Blues2) note("Lima Metropolitana, 2014" "Fuente: Inei")
```

```
format delitos2015 %12.1f
```

```
spmap delitos2015 using coord, id(_ID) clmethod(q) title("Cantidad de Delitos ") legend(size(medium) position(7)) fcolor(Blues2) note("Lima Metropolitana, 2015" "Fuente: Inei")
```

Puede combinarse la información de ambas variables por ejemplo:

```
spmap delitos2012 using coord, id(_ID) fcolor(Blues2) point(data(migr_unemp_shp) xcoord(x_c) ///
```

```
ycord(y_c) deviation( delitos2013) fcolor(red) size(*0.6)) legend(size(medium) position(5)) ///
```

```
note("Lima Metropolitana, 2015" "Fuente: Inei")
```

Evolución de delito por año:

A continuación se presentan los mapas de coropletas aplicados a los datos de INEI utilizando la información del último año disponible:

Figura 3. Mapa de cuantiles

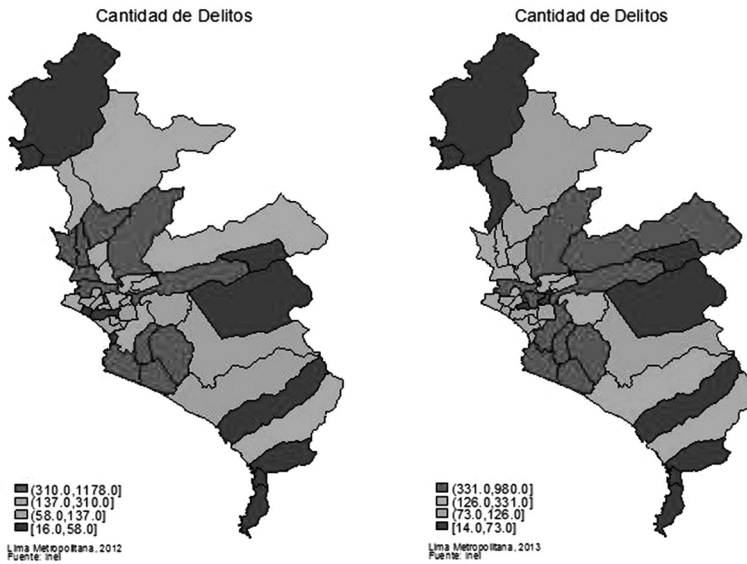


Figura 3a

Figura 3b

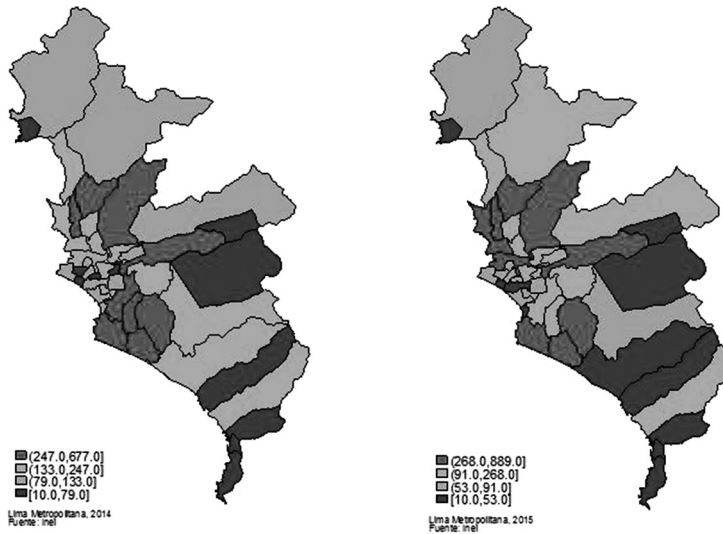


Figura 3c

Figura 3d

El mapa de cuantiles se genera utilizando el subcomando **clmethod(q)**. Además, puede modificarse el número de clases usando **cln(#)**, así como los colores, la posición de la leyenda, títulos, notas, etc. La primera línea previa al comando del gráfico, **format**, permite controlar el formato numérico de la leyenda.

La evolución va desde la Figura 3a hasta la Figura 3d, esta evolución muestra cómo los distritos se han contagiado en términos de delincuencia (como cantidad de delitos). Esto será analizado no solo gráficamente sino con un modelo de econometría espacial que estime el grado de correlación con el cual se mediría el efecto contagio.

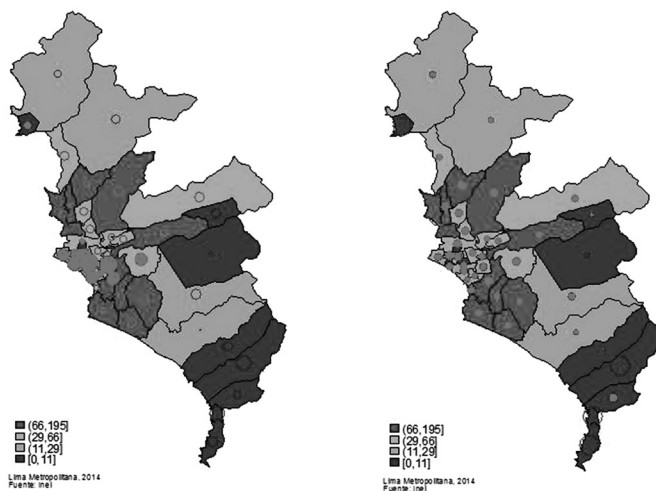


Figura 4a
Número de delitos vs Ingreso promedio

Figura 4b
Número de delitos vs Tasa de desempleo

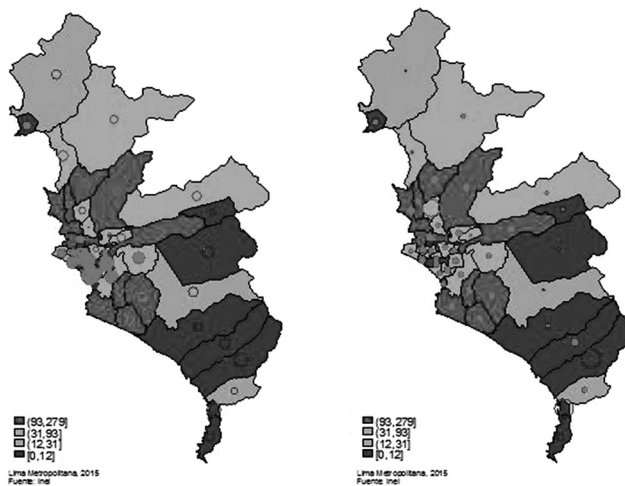


Figura 4c
Número de delitos vs Ingreso promedio

Figura 4d
Número de delitos vs Tasa de desempleo

Los círculos huecos representan las desviaciones por debajo de la media del número de delitos y los círculos rellenos representan desviaciones por encima de la media. A mayor tamaño del círculo, más alejado se encuentra el valor de la región respecto a la media de Lima Metropolitana. Es fácil observar que los círculos huecos y de gran tamaño, que identifican a los números de delitos, se ubican en regiones de alto desempleo. Por el contrario, los círculos que identifican bajos números de delitos se ubican en áreas de mayor desempleo.

Creación de la matriz W y contraste de autocorrelación espacial

La subsección previa ha brindado los primeros indicios de dependencia o autocorrelación espacial, sin embargo, no hay una cuantificación de esta autocorrelación y no se conoce si la misma es relevante. Es entonces necesario el uso de herramientas inferenciales para obtener una cuantificación de la misma. En este punto surge el problema de la matriz de pesos espaciales.

En Stata, las matrices espaciales pueden generarse mediante diferentes comandos. Uno de ellos es **spmat** (Drukker et al., 2013b) que permite crear, importar, manipular y guardar matrices W . Las matrices son almacenadas como objetos **spmat**, estructura requerida para el uso de otros comandos como **spreg** (Drukker et al., 2013d) y **spivreg** (Drukker et al., 2013c).

El comando **spatwmat** (Pisati, 2001) está integrado a las herramientas de análisis exploratorio que incluye los contrastes de dependencia espacial global y, además, al análisis de dependencia local. Si la matriz ha sido generada por **spmat** no podrá ser usada directamente para los comandos del análisis exploratorio de Pisati.

Una tercera opción para matrices espaciales es **spwmatrix** de Jeanty (2014). Este comando permite generar matrices similares a **spmat**, pero además genera matrices de k vecinos más cercanos y matrices con criterios socioeconómicos.

El comando **spmat** ofrece varias ventajas. Entre ellas, permite la visualización de las matrices, así como alternativas avanzadas de especificación.

Veamos cómo trabajan estos comandos bajo Stata.

- `spmat contiguity Wcontig using "coord.dta", id(id)`
- `spwmatrix gecon SHAPE_LENG SHAPE_LE_1, wn(W5st) knn(5) row`

Se necesita la matriz W como objeto SPMAT: Para ello se genera $5nn$ binaria y se exporta a `txt`

- `spwmatrix gecon y_c x_c, wn(W5bin) knn(5) xport(W5bin,txt)`

Se lee el archivo y se adapta el formato para SPMAT

- `insheet using "W5bin.txt", delim(" ") clear`
- `drop in 1`
- `rename v1 id`
- `save "W5bin.dta", replace`

Se genera el objeto SPMAT: W5 estandarizado por filas

- `spmat dta W5_st v*, id(id) norm(row)`
- `spmat summarize W5_st, links`
- `spmat graph W5_st`

Una vez definida la matriz de contactos, pueden utilizarse diferentes estadísticos univariantes que permiten detectar autocorrelación espacial. Los mismos pueden clasificarse como medidas de dependencia global o local. Las medidas globales utilizan la información completa del conjunto de datos con el fin de obtener un valor promedio para todo el espacio geográfico. Al resumir en un único valor toda la información, no es posible detectar la variabilidad de la dependencia ni la localización de estos patrones. Por su parte, las medidas locales examinan la autocorrelación espacial en un subconjunto de datos. En este escrito nos focalizaremos en medidas globales y se dejará para próximos avances las medidas locales.

Estadísticos globales

Posiblemente, el contraste ampliamente utilizado sea el estadístico I de Morán (1950):

$$I = \frac{n}{S_0} \frac{\sum_i \sum_j (y_i - \bar{y}) w_{ji} (y_j - \bar{y})}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}$$

Cuando el contraste I de Moran toma un valor positivo existe autocorrelación positiva implicando que los valores de cada observación y sus vecinos se asemejan. Si el I asume un valor negativo entonces esto implica autocorrelación negativa tal que el valor de los vecinos son altos cuando la observación tiene un valor bajo y si es alto entonces sus vecinos asumen valores bajos.

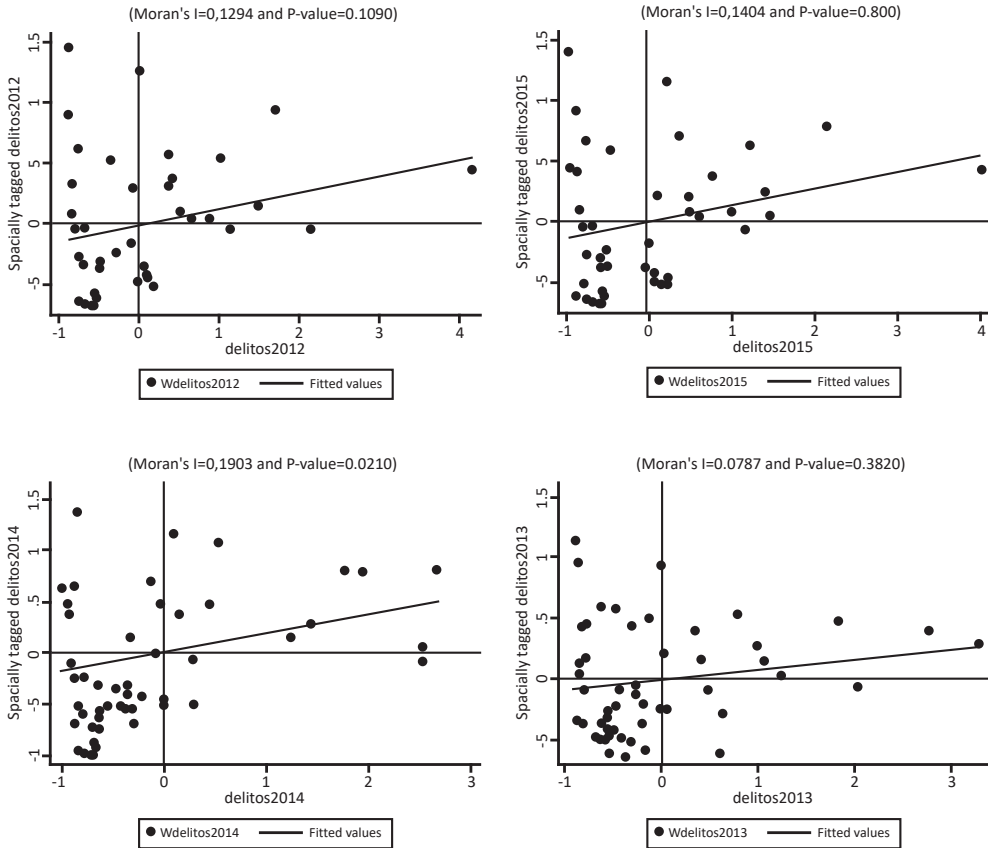
Diagrama de dispersión de Moran

El diagrama de Morán divide al gráfico en cuatro cuadrantes respecto al valor promedio: valores altos de delictividad con valores altos de sus vecinos (Alto-Alto), valores bajos de delictividad con valores bajos de sus vecinos (Bajo-Bajo), valores altos de delictividad con valores bajos de sus vecinos (Alto-Bajo), y valores bajos del delictividad con valores altos de los vecinos (Bajo-Alto).

Los siguientes diagramas presentan un análisis de la dispersión según el índice de Moran

Gráfico 6

Diagrama de dispersión de Morán



Conclusiones

El efecto contagio de la delincuencia se ve reflejado en el índice de correlación (Índice de Moran), un alto índice de correlación espacial entre distritos como San Juan de Lurigancho y distritos aledaños muestra que la delincuencia se expande de manera territorial hacia ese distrito, esto prueba la idea de un efecto del territorio sobre los actos delictivos, de manera simple se puede concluir que distritos con altos índices delincuenciales tendrían influencia en el incremento de índices delincuenciales en distritos limítrofes.

El modelo comprueba espacialmente la relación directa que hay entre pobreza y delincuencia, muestra relaciones de dependencia espacial entre estas variables, el modelo muestra que distritos pobres (bajos ingresos) tienen más probabilidad de tener como vecinos limítrofes a distritos con bajos ingresos y de manera análoga vecinos con

alta actividad delictiva. De acuerdo a los indicadores de correlación simple se nota que existe una fuerte correlación entre el ingreso promedio por distrito y el número de actos delictivos, así mismo entre el número de actos delictivos y el nivel de desempleo. De esta manera, el nivel de desempleo, visto de una manera espacial, es considerada como una posible variable causante de actos delictivos y de correlación espacial entre regiones.

De acuerdo al análisis espacial considerando las diferencias entre áreas urbanas y rurales, la violencia afecta mucho más las áreas urbanas que en las rurales, principalmente las ciudades grandes que a las pequeñas, como por ejemplo en Lima se notó que la presencia de mayor delictividad se encuentra principalmente en los distritos de San Juan de Lurigancho, Ate Vitarte y el Callao.

Los actos delictivos estudiados así como la correlación espacial nos llevan a pensar que la tendencia es positiva y no a la inversa, es decir que el bienestar de la población (medida por ejemplo como la percepción de la inseguridad entre otras variables claves) seguirá en decadencia por algunos años más, a menos que se tomen medidas correctivas. Los indicadores de homicidios, robos y otros delitos nos muestran el impacto de los crímenes sobre la salud de las personas en las lesiones o en la muerte prematura.

Bibliografía:

Chasco, C. *Econometría espacial aplicada a la predicción-extrapolación de datos microterritoriales. Ganadora de la Quinta Edición de Premios sobre Estudios de Economía Regional. Recuperado:* Link: <http://www.madrid.org/bvirtual/BVCM005618.pdf>

Formisano, M. *Econometría espacial: características de la violencia homicida en Bogotá.* Recuperado: Link: <https://core.ac.uk/download/pdf/6325280.pdf>

Jacobs, J. (2011). *Muerte y vida de las grandes ciudades.* Madrid: Capitán Swing Libros.

Peru 21. Población ocupada en Lima Metropolitana creció 0.6%, anunció el INEI- 15 de diciembre del 2016-. Link: <http://peru21.pe/economia/inei-poblacion-ocupada-lima-metropolitana-crecio-06-2265050>

Referencias bibliográficas

Barón, L., Sandoval, E. y Martínez, D. (2008). *Una revisión al estudio de delincuencia y criminalidad.* NUEVA GRANADA. Recuperado el junio de 2008

Carlos J. Vilalta y Perdomo. (2003). Una aplicación del análisis espacial al estudio de las diferencias regionales del ingreso en México. *Economía, Sociedad y Territorio, IV(14)*. Obtenido de <https://est.cmq.edu.mx/index.php/est/article/view/429/843>

- Corman, H. & Mocan, N. (2000). En *A Time-Series Analysis of Crime, Deterrence, and Drug Abuse in New York City* (Vol. 90, págs. 584-604). The American Economic Review.
- David Martin. (2002). Patrones espaciales en robo residencial. En D. Martin, *Evaluar el efecto del capital social del vecindario* (págs. 132-146). Journal of Contemporary Criminal Justice . Obtenido de <http://journals.sagepub.com/doi/pdf/10.1177/1043986202018002002>
- Fajnzylber, Pablo, Daniel Lederman, Norman Loayza. (2002). What causes violent crime? En *European Economic Review* (E. autor, Trad., Vol. 46, págs. 1323-1357).
- Flores C., C. (2008). Lecciones de Criminología. Caracas-Venezuela: Vadell Hermanos Editores. Obtenido de <https://temasdederecho.wordpress.com/2012/06/04/la-criminologia-como-ciencia/>
- Formisano, M. (SEPTIEMBRE de 2002). Econometría espacial: Características de la violencia Homicida en Bogotá. En Cede (Ed.). Obtenido de <https://core.ac.uk/download/pdf/6325280.pdf>
- Herrera, M. (2015). *Econometría especial usando Stata. Breve guía aplicada para datos de corte transversal* (Vol. 13). Argentina: ielde - Facultad de Ciencias Económicas, Jurídicas y Sociales - UNSA.
- Llorente, Escobedo, Echeandía y Rubio (2000). Caracterización de la violencia homicida en dos localidades de Bogotá. En *Caracterización de la Violencia Homicida en Bogotá* (Vol. III). CEDE - Universidad de los Andes.
- tituto de Estudios Peruanos. Obtenido de <http://www.iep.org.pe/titulos4.php>
- Sánchez, Fabio; Díaz, Ana María; Formisano, Michel. (2003). En *Conflicto, violencia y actividad criminal en Colombia: Un análisis espacial* (págs. 1-60). CEDE. Obtenido de https://economia.uniandes.edu.co/components/com_booklibrary/ebooks/D2003-05.pdf
- Tudela, G. N. (5 de Mayo de 2011). Análisis de las actividades delictivas en Bolivia, desde la perspectiva económica. La Paz, Bolivia.
- Tudela, G. N. (Enero-Junio de 2012). Análisis de las actividades delictivas en Bolivia desde la perspectiva económica. *CLIO América*, VI(11). doi: <http://dx.doi.org/10.21676/23897848.424>
- Zárate, P., Aragón, J. y Morel, J. (2013). Inseguridad, Estado y desigualdad en el Perú y en América Latina. En *Un estado de la cuestión*. Lima: Instituto de Estudios Peruanos, p. 14.

ANEXOS

Anexo 1. Reporte estadístico de las cantidad de delitos en Lima Metropolitana durante el periodo 2012-2015

Tabla
sum delitos2012 delitos2013 delitos2014 delitos2015

Variable	Obs	Mean	Sed. Dev.	Min	Max
delitos2012	43	220.4419	230.4224	16	1178
delitos2013	43	221.6279	229.5054	14	980
delitos2014	43	195.814	180.7788	10	677
delitos2015	43	178.6977	177.3099	10	889

Anexo 2. Matriz de contiguidad

