

ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL

FACULTAD DE CIENCIAS

**Aplicación de Técnicas Espaciales para el análisis de patrones y modelación del delito en la provincia de Pichincha, utilizando herramientas Geo estadísticas, aplicaciones para el SIS-Ecu-911
Quito.**

**TESIS DE GRADO PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL GRADO DE MAGISTER
EN ESTADÍSTICA APLICADA**

MARCELO FABIÁN ROSERO SANTANA

roserosantana@yahoo.com

Director: Nelson Edmundo Subía Cepeda, Phd.

nelson.subia@epn.edu.ec

QUITO, FEBRERO 2015

DECLARACIÓN

Yo, Marcelo Fabián Rosero Santana, declaro bajo juramento que el trabajo aquí descrito es de mi autoría; que no ha sido previamente presentado para ningún grado o calificación profesional; y, que he consultado las referencias bibliográficas que se incluyen en este documento.

La Escuela Politécnica Nacional puede hacer uso de los derechos correspondientes a este trabajo, según lo establecido por la Ley de Propiedad Intelectual, por su Reglamento y por la normatividad institucional vigente.

Marcelo Fabián Rosero Santana

CERTIFICACIÓN

Certifico que el presente trabajo fue desarrollado por Marcelo Fabián Rosero Santana, bajo mi supervisión.

Nelson Subía Cepeda, Phd.

DIRECTOR DE TESIS

AGRADECIMIENTOS

A la Escuela Politécnica Nacional, en especial al personal docente de la Maestría en Estadística Aplicada por sus conocimientos y su gran nivel académico.

A mi Director de Tesis Dr. Nelson Subía, PhD por su guía y apoyo incondicional, a quien le presento mi gran aprecio y admiración.

DEDICATORIA

A Dios por su infinita bondad.

A mi esposa Marisol quien fue el pilar fundamental en la terminación de este proyecto.

A mi madre y hermanos por todo el apoyo recibido.

ÍNDICE DE CONTENIDO

LISTA DE FIGURAS	i
LISTA DE GRÁFICOS.....	iii
LISTA DE MAPAS.....	iii
LISTA DE TABLAS.....	iv
RESUMEN.....	v
CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN Y FUNDAMENTOS TEÓRICOS	1
1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	3
1.2 OBJETIVO GENERAL	5
1.3 OBJETIVOS ESPECÍFICOS	5
1.4 JUSTIFICACIÓN.....	5
1.5 DATOS ESPACIALES Y ANÁLISIS EXPLORATORIO	6
1.5.1 ESTADÍSTICA ESPACIAL	6
1.5.2 ÁREAS DE LA ESTADÍSTICA ESPACIAL	6
1.5.2.1 GEOESTADÍSTICA	7
1.5.2.2 PATRONES ESPACIALES.....	7
1.6 DATOS GEORREFERENCIADOS	7
1.6.1 JUSTIFICACIÓN DEL ANALISIS EXPLORATORIO DE DATOS ESPACIALES.....	8
1.7 DEFINICIONES BÁSICAS DE GEOESTADÍSTICA	8
1.7.1 DEFINICIÓN DE GEOESTADÍSTICA.....	8
1.7.2 MODELACION ESPACIAL.....	9
1.7.3 VARIABLE REGIONALIZADA	10
1.7.4 MOMENTOS DE UNA VARIABLE REGIONALIZADA	10
1.7.5 ESTACIONAL	11
1.7.6 ESTACIONAL DE SEGUNDO ORDEN.....	11
1.7.7 ESTACIONAL DÉBIL O INTRÍNSECA.....	11
1.8 CORRELACIÓN ESPACIAL MUESTRAL	12
1.8.1 FUNCIONES DE CORRELACIÓN ESPACIAL.....	12
1.8.2 COVARIOGRAMA Y CORRELOGRAMA.....	12
1.8.3 VARIOGRAMA Y SEMIVARIOGRAMA.....	13

1.8.3.1 EFECTO PEPITA	13
1.8.3.2 RANGO.....	14
1.8.3.3 MESETA O UMBRAL.....	14
1.8.3.4 ESCALA	14
1.9 MODELOS TEÓRICOS DEL VARIOGRAMA.....	15
1.9.1 MODELO ESFÉRICO	15
1.9.2 MODELO EXPONENCIAL.....	16
1.9.3 MODELO GAUSSIANO.....	16
1.9.4 MODELO LINEAL.....	17
1.9.5 MODELO DE INDEPENDENCIA (PEPITA PURO).....	18
1.10 PREDICCIÓN ESPACIAL	18
1.11 DEFINICIÓN DE KRIGING	19
1.12 KRIGING ORDINARIO.....	20
1.12.1 VARIANZA DE PREDICCIÓN DEL KRIGING ORDINARIO.....	23
1.12.2 VALIDACIÓN DEL KRIGING	24
1.13 ESTIMACIÓN DE PONDERACIONES POR MEDIO DE LA FUNCIÓN DE SEMIVARIANZA.....	25
CAPÍTULO 2: DESCRIPCIÓN DEL ÁREA DE ESTUDIO.....	28
2.1 DESCRIPCIÓN DEL ÁREA DE ESTUDIO.....	28
2.2 UBICACIÓN, LÍMITES Y SUPERFICIE.....	29
2.3 CAPACIDADES DEL SISTEMA.....	31
2.4 CONCEPTOS BÁSICOS DE SEGURIDAD.....	33
2.5 FENÓMENO Y GEOGRAFÍA DELICTIAL EN EL ECUADOR	34
2.6 INDICADORES DE VICTIMIZACIÓN DE LA PROVINCIA DE PICHINCHA	36
2.7 INDICADORES CRONOLOGICOS DE LA DELINCUENCIA	38
2.8 TASAS DE VARIACIÓN DE LOS DELITOS (ROBO DE VEHÍCULOS, A LOCALES COMERCIALES, A PERSONAS Y A DOMICILIO	39

CAPÍTULO 3: TÉCNICAS Y MÉTODOS APLICADOS AL ÁREA DE ESTUDIO	43
3.1 LEVANTAMIENTO DE INFORMACIÓN DE LOS REGISTROS DE LAS BASES DE DATOS DE LA FISCALIA GENERAL DEL ESTADO.....	43
3.2 ANÁLISIS Y APLICACIÓN DE TÉCNICAS GEOESTADÍSTICAS (METODO DE KRINGING).....	45
3.2.1 ANÁLISIS EXPLORATORIO DE DATOS.....	45
3.2.2 ANÁLISIS ESTRUCTURAL	47
3.2.3 PREDICCIÓN ESPACIAL	53
3.2.4 CALCULO DE LA VARIABLE Z.....	59
3.3 CREACIÓN DE MAPAS TEMATICOS Y DE PUNTOS CALIENTES DE LOS PRINCIPALES INDICADORES DE LOS DELITOS (ROBO DE VEHÍCULOS, A LOCALES COMERCIALES, A PERSONAS Y A DOMICILIOS.....	61
CAPÍTULO 4: ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS	62
4.1 INTERPRETACIÓN DE LOS RESULTADOS	62
4.1.1 ANÁLISIS GEOESTADÍSTICO (METODO KRINGING)	62
4.1.1.1 ANÁLISIS GEOESTADÍSTICO PARA LA VARIABLE ROBO DE VEHICULOS	62
4.1.1.1.1 análisis exploratorio de datos para el Robo de Vehículos	62
4.1.1.1.2 análisis estructural para el Robo de Vehículos.....	64
4.1.1.1.3 predicción espacial para el Robo de Vehículos.....	65
4.1.1.1.4 validación cruzada para el Robo de Vehículos.....	70
4.1.1.2 ANÁLISIS GEOESTADÍSTICO PARA LA VARIABLE ROBO A LOCALES COMERCIALES	71
4.1.1.2.1 análisis exploratorio de datos para el Robo a Locales Comerciales	71
4.1.1.2.2 análisis estructural para el Robo a Locales Comerciales.....	73
4.1.1.2.3 predicción espacial para el Robo a Locales Comerciales.....	74
4.1.1.2.4 validación cruzada para el Robo a Locales Comerciales	79
4.1.1.3 ANÁLISIS GEOESTADÍSTICO PARA LA VARIABLE ROBO A PERSONAS	80

4.1.1.3.1 análisis exploratorio de datos para el Robo a Personas	80
4.1.1.3.2 análisis estructural para el Robo a Personas.....	82
4.1.1.3.3 predicción espacial para el Robo a Personas.....	83
4.1.1.3.4 validación cruzada para el Robo a Personas.....	88
4.1.1.4 ANÁLISIS GEOESTADÍSTICO PARA LA VARIABLE ROBO A DOMICILIOS	90
4.1.1.4.1 análisis exploratorio de datos para el Robo a Domicilios	90
4.1.1.4.2 análisis estructural para el Robo a Domicilios	91
4.1.1.4.3 predicción espacial para el Robo a Domicilios.	93
4.1.1.4.4 validación cruzada para el Robo a Domicilios	97
4.2 ANÁLISIS E INTERPRETACIÓN DE LOS RESULTADOS DE LOS MAPAS CRONOLOGIA DEL DELITO	99
CAPÍTULO 5 CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	103
BIBLIOGRAFÍA.....	105
ANEXOS.....	107
ANEXO A.....	107
A.1 ESTADÍSTICA DESCRIPTIVA Y ESTADÍSTICA INFERENCIAL.....	107
A.2 ESTADÍSTICA ESPACIAL.....	107
A.2.1 EFECTO PEPITA.....	108
A.2.2 MESETA.....	109
A.2.3 RANGO.....	109
A.3 MÉTODOS DE INTERPOLACIÓN A PARTIR DE PUNTOS.....	109
A.3.1 MÉTODOS GLOBALES.....	109
A.3.1.1 MÉTODOS DE CLASIFICACIÓN.....	109
A.3.1.2 MÉTODOS DE REGRESIÓN.....	110

A.3.2 MÉTODOS LOCALES BASADOS EN MEDIAS PONDERADAS.....	111
A.4 KRIGGEADO.....	112
A.5 VALIDACIÓN Y VALIDACIÓN CRUZADA.....	113

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1.1	Comportamiento de un semivariograma acotado.....	14
FIGURA 1.2	Modelo esférico del semivariograma.....	15
FIGURA 1.3	Modelo exponencial del semivariograma.....	16
FIGURA 1.4	Modelo gaussiano del semivariograma.....	17
FIGURA 1.5	Modelo lineal del semivariograma.....	17
FIGURA 1.6	Modelo de semivariograma teórico sin correlación espacial.....	18
FIGURA 2.1	Servicio Integrado de Seguridad Ecu-911.....	31
FIGURA 2.2	Funcionamiento del Servicio Integrado de Seguridad Ecu-911.....	32
FIGURA 3.1	Archivo de extensión *.dat para el software 2.21.....	46
FIGURA 3.2	Ventana de asignación de las coordenadas de los puntos muestreados.....	48
FIGURA 3.3	Corrida del archivo *.dat.....	49
FIGURA 3.4	Cargar el archivo *.pcf en el Vario 2D.....	49
FIGURA 3.5	Fijación de parámetros del semivariograma experimental.....	50
FIGURA 3.6	Verificación de la distancia máxima mediante el cálculo de la nube del semivariograma.....	50
FIGURA 3.7	Semivariograma experimental del delito en la Provincia de Pichincha.....	51
FIGURA 3.8	Selección del modelo que se ajusta al semivariograma experimental de los delitos en Pichincha.....	51
FIGURA 3.9	Fijación de los parámetros del semivariograma teórico de los delitos en Pichincha.....	52
FIGURA 3.10	Sistemas de Coordenadas Geográficas.....	53
FIGURA 3.11	Carga del Mapa de la Provincia de Pichincha en Circuitos.....	54
FIGURA 3.12	Base de Datos delitos.....	55
FIGURA 3.13	Base de Datos Distritos y Circuitos.....	55
FIGURA 3.14	Inicio de la extensión Geostatistical Wizard.....	56
FIGURA 3.15	Inicio de la extensión Geostatistical Wizard.....	56
FIGURA 3.16	Selección del Semivariograma y fijación de sus parámetros.....	57
FIGURA 3.17	Búsqueda del vecino más cercano.....	57
FIGURA 3.18	Validación cruzada y errores de predicción.....	58
FIGURA 3.19	Mapa raster de Predicción.....	58
FIGURA 4.1	Semivariograma experimental para el robo de vehículos.....	64
FIGURA 4.2	Modelo teórico del semivariograma para el robo de vehículos.....	65

FIGURA 4.3 Ingreso de los Parámetros del Modelo en el Arcgis calculados en Variowin.....	66
FIGURA 4.4 Predicción de los valores (pesos) y vecinos en el Arcgis.....	66
FIGURA 4.5 Grafico de la Regresión de la Predicción.....	67
FIGURA 4.6 Grafico del Error en la Regresión.....	67
FIGURA 4.7 Grafico del Error estandarizado en la Regresión.....	68
FIGURA 4.8 Grafico de la Normalidad en la Regresión.....	68
FIGURA 4.9 Semivariograma experimental para el robo de local comercial.....	73
FIGURA 4.10 Modelo teórico del semivariograma para el robo de local comercial.....	74
FIGURA 4.11 Ingreso de los Parámetros del Modelo en el Arcgis calculados en Variowin.....	75
FIGURA 4.12 Predicción de los valores (pesos) y vecinos en el Arcgis.....	75
FIGURA 4.13 Grafico de la Regresión de la Predicción.....	76
FIGURA 4.14 Grafico del Error en la Regresión.....	76
FIGURA 4.15 Grafico del Error estandarizado en la Regresión.....	77
FIGURA 4.16 Grafico de la Normalidad en la Regresión.....	77
FIGURA 4.17 Semivariograma experimental para el robo a personas.....	82
FIGURA 4.18 Modelo teórico del semivariograma para el robo a personas.....	83
FIGURA 4.19 Ingreso de los Parámetros del Modelo en el Arcgis calculados en Variowin.....	84
FIGURA 4.20 Predicción de los valores (pesos) y vecinos en el Arcgis.....	84
FIGURA 4.21 Grafico de la Regresión de la Predicción.....	85
FIGURA 4.22 Grafico del Error en la Regresión.....	85
FIGURA 4.23 Grafico del Error estandarizado en la Regresión.....	86
FIGURA 4.24 Grafico de la Normalidad en la Regresión.....	86
FIGURA 4.25 Semivariograma experimental para el robo a domicilio.....	92
FIGURA 4.26 Modelo teórico del semivariograma para el robo a domicilio.....	93
FIGURA 4.27 Ingreso de los Parámetros del Modelo en el Arcgis calculados en Variowin.....	93
FIGURA 4.28 Predicción de los valores (pesos) y vecinos en el Arcgis.....	94
FIGURA 4.29 Grafico de la Regresión de la Predicción.....	94
FIGURA 4.30 Grafico del Error en la Regresión.....	95
FIGURA 4.31 Grafico del Error estandarizado en la Regresión.....	95

FIGURA 4.32	Grafico de la Normalidad en la Regresión.....	96
FIGURA 4.33	Grafico de la Cronología del robo de vehículos.....	99
FIGURA 4.34	Grafico de la Cronología del robo de locales comerciales.....	100
FIGURA 4.35	Grafico de la Cronología del robo a personas.....	101
FIGURA 4.36	Grafico de la Cronología del robo de domicilios.....	102

LISTA DE GRÁFICOS

GRAFICO 2.1	Cronología del robo de vehículos.....	39
GRAFICO 2.2	Cronología del robo de local comercial.....	40
GRAFICO 2.3	Cronología del robo de personas.....	41
GRAFICO 2.4	Cronología del robo a domicilios.....	42
GRÁFICO 3.1	Diagrama de Caja del Delito en Pichincha.....	46
GRÁFICO 3.2	Histograma del Delito en Pichincha.....	47
GRÁFICO 4.1	Diagrama de caja e histograma para el robo de vehículos.....	63
GRAFICO 4.2	Validación cruzada para el robo de vehículo.....	70
GRÁFICO 4.3	Diagrama de caja e histograma para el robo de local comercial.....	72
GRAFICO 4.4	Validación cruzada para el robo de local comercial.....	79
GRÁFICO 4.5	Diagrama de caja e histograma para el robo a personas.....	81
GRAFICO 4.6	Validación cruzada para el robo a personas.....	88
GRÁFICO 4.7	Diagrama de caja e histograma para el robo a domicilio.....	91
GRAFICO 4.8	Validación cruzada para el robo a domicilio.....	97

LISTA DE MAPAS

MAPA 2.1	Mapa de ubicación de la zona de estudio.....	28
MAPA 3.1	Mapas de puntos calientes.....	61
MAPA 4.1	Mapa de la variabilidad del robo de vehículos.....	69
MAPA 4.2	Mapa de las zonas con mayor cantidad y violencia robo de vehículos.....	69
MAPA 4.3	Mapa de la variabilidad del robo de local comercial.....	78
MAPA 4.4	Mapa de las zonas de alto porcentaje e índice robo de local comercial.....	78
MAPA 4.5	Mapa de la variabilidad del robo a personas.....	87
MAPA 4.6	Mapa de las zonas de alto porcentaje e índice robo de personas (centro,sur).....	87
MAPA 4.8	Mapa de las zonas de alto porcentaje e índice robo de domicilios.....	96
MAPA 4.9	Mapa de las zonas de alto porcentaje e índice robo de domicilios.....	97

LISTA DE TABLAS

TABLA 2.1 Estructura del Informe “Geo estadístico”	30
TABLA 2.2 Frecuencia de los delitos.....	38
TABLA 2.3 Tasa de variación del robo de vehículo.....	39
TABLA 2.4 Tasa de variación del robo de local comercial.....	40
TABLA 2.5 Tasa de variación del robo a personas.....	41
TABLA 2.6 Tasa de variación del robo a domicilios.....	42
TABLA 3.1 Descriptivos de los Delitos Pichincha.....	46
TABLA 4.1 Estadísticos descriptivos para el robo de vehículos.....	62
TABLA 4.2 Valores del semivariograma experimental para el robo de vehículos.....	64
TABLA 4.3 Estadísticos de los errores determinados mediante la validación cruzada para el robo de vehículos.....	70
TABLA 4.4 Valores de la predicción de Z y errores en la regresión.....	71
TABLA 4.5 Estadísticos descriptivos para el robo de local comercial.....	71
TABLA 4.6 Valores del semivariograma experimental para el robo de local comercial...73	73
TABLA 4.7 Estadísticos de los errores determinados mediante la validación cruzada para el robo de local comercial.....	79
TABLA 4.8 Valores de la predicción y errores calculados.....	80
TABLA 4.9 Estadísticos descriptivos para el robo a personas.....	80
TABLA 4.10 Valores del semivariograma experimentl para el robo a personas.....	82
TABLA 4.11 Estadísticos de los errores determinados mediante la validación cruzada para el robo a personas.....	89
TABLA 4.12 Valores de la predicción y errores calculados.....	89
TABLA 4.13 Estadísticos descriptivos para el robo a domicilio.....	90
TABLA 4.14 Valores del semivariograma experimental para el robo a domicilio.....	92
TABLA 4.15 Estadísticos de los errores determinados mediante la validación cruzada para el robo a domicilio.....	98
TABLA 4.16 Valores de la predicción y errores calculados.....	98

RESUMEN

Esta tesis de Maestría presenta una Metodología Geoestadística para modelar el delito en la provincia de Pichincha a través de información receptada por el Sistema Integrado de Seguridad Ecu-911 y validada por la Fiscalía General del Estado.

Las variables analizadas corresponden a delitos considerados de mayor connotación en la sociedad ecuatoriana: robo a personas, robo a domicilio, robo de vehículos y robos de local comercial.

El estudio de las variables siguió los siguientes pasos, el análisis exploratorio de los datos, el análisis estructural o variografía es decir el ajuste del modelo, la interpolación o estimación espacial, mediante la técnica de Kriging ordinario y la validación del modelo geoestadístico, para finalmente obtener un mapa de predicción de los delitos en toda la Provincia de Pichincha, por medio del software Arcgis 10.1.

Palabras claves: Geoestadística, predicción, modelación, delito.

ABSTRACT

This Master thesis presents a methodology for modeling Geostatistical crime in the province of Pichincha through information receipted by the Integrated Security System Ecu-911 validated by the State Attorney General.

The variables analysed correspond to crimes considered of greater connotation in the ecuadorian society: theft to people, theft to domicile, theft of vehicles and theft of commercial establishments.

The study of the variables followed these steps, exploratory data analysis, structural analysis or variography model fit, interpolation or space estimation using the technique of ordinary kriging and validation of the geostatistical model, we finally obtain a prediction map of crime across the province of Pichincha, by means of the software Arcgis 10.1.

Keywords: Geostatistics, prediction, modeling, crime.

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN Y FUNDAMENTOS TEÓRICOS

A medida que las ciudades crecen, la gestión de la seguridad ciudadana es más compleja y para asegurarla, se hace necesario coordinar una gran cantidad de recursos y personal competente.

El ECU911 cuenta con una moderna infraestructura con tecnología de punta y personal altamente capacitado, y coordina en la actualidad la seguridad para la ciudadanía.

El Sistema Integrado de Seguridad ECU911 atiende distintas emergencias en casos de accidentes, incendios, catástrofes, asaltos y robos, a través de la respuesta en conjunto de la Policía Nacional, Tránsito, Fuerzas Armadas, Bomberos, Corporación Nacional de Electricidad, Secretaría Nacional de Gestión de Riesgos, Cruz Roja y Ministerio de Salud entre otros.

El Sistema Integrado de Seguridad ECU911 revoluciona la atención de emergencias en el país, desde una plataforma tecnológica de punta que articula un solo número el 911, línea telefónica gratuita, vía por la que personal calificado formula estrategias, ofrece soluciones integrales y tramita los recursos necesarios.

El sistema brinda un servicio eficiente y de calidad, despacha de forma permanente e ininterrumpida las 24 horas y los 365 días del año, incluso, ante cualquier falla de energía o daños físicos, la continuidad y permanencia del servicio, en la atención de llamadas, video vigilancia y la georeferenciación está garantizada.

El equipamiento del ECU911 es el siguiente: 1 helipuerto, 41 consolas de despacho, 45 consolas de recepción de llamadas, 30 consolas de video vigilancia,

600 cámaras de video vigilancia, 1200 GPS, 150 PDA y 200 sistemas de botón de auxilio.

En este contexto, el empleo de las Tecnologías de la Información y la Comunicación (TIC) por el Ministerio Coordinador de Seguridad en el Servicio Integrado de Seguridad ECU911 reporta múltiples beneficios.

La gestión para la atención de la emergencia se desarrolla en dos procesos paralelos; por un lado, la recepción, el registro de llamadas, evaluación simultánea del incidente y levantamiento de una ficha, y posteriormente, el despacho de personal y de los recursos geo referenciados hasta la solución integral del incidente.

Las aplicaciones tecnológicas del ECU911 posibilitan geo referenciar los diversos acontecimientos a partir de la elaboración de mapas temáticos, que ubican y clasifican las zonas sensibles e identifican patrones de cambios de la incidencia, insumos valiosos para el diseño de materiales de aprendizaje dentro de programas de prevención del delito y la gestión de riesgos a nivel local y zonal.

Desarrollar metodologías o aplicar técnicas que conlleven a realizar este tipo de trabajo es el objetivo principal de esta investigación, que con la ayuda de la información de la base de datos geo referenciada realiza la estimación geo estadística mediante la interpolación kriging y permite diseñar el mapa de predicción del delito y modelamiento de la provincia de Pichincha.

1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

¹La violencia es el resultado de una serie de causas que determinan que una persona, comunidad o sociedad tengan mayor probabilidad de experimentar algún tipo de acción que involucre agresión. Lo que genera violencia es el resultado de la interrelación de factores que determinan la cotidianidad de las personas, que en muchos casos se traduce en el cambio de patrón de vida. Al ser la violencia y delincuencia multicausales, una política de seguridad ciudadana requiere una intervención simultánea desde los diferentes frentes y niveles de participación, buscando combinar políticas de prevención, control, sanción y rehabilitación, involucrando la participación de las diferentes instancias del estado y de la sociedad en su conjunto.

El enfoque preventivo que se debe implementar en el Sistema Integrado de Seguridad es el componente principal de la política pública y debe contemplar tanto medidas de prevención social como también medidas de prevención situacional, sostenibles en el mediano y largo plazo. Deben incluir atención a la violencia de género, apoyo a la juventud en riesgo, control de acceso al alcohol y drogas, control de armas de fuego, educación para la paz, resolución de conflictos, entre otros. ²El modelo preventivo es el que actúa sobre las causas estructurales y factores de riesgo, que son aquellas condiciones cuya presencia aumenta las probabilidades de que ciertos individuos comenten delitos.

La realización de los estudios delictuales en estos nuevos sistemas permitirá centralizar eficientemente la información para generar patrones de comportamiento, todo lo cual permitirá una mejor prevención e impulsar la investigación del delito y la violencia, en términos generales.

Entonces como paso previo al análisis, tenemos la elaboración de mapas situacionales de incidentes atendidos, que es también un resultado del

¹ Secretaría de Seguridad y Gobernabilidad, 17 Informe de Seguridad Ciudadana

² Maximo Sozzo, Inseguridad, prevención y Policía

procesamiento de las alertas recibidas a través de llamadas telefónicas o a partir del sistema de video vigilancia del Servicio Integrado de Seguridad ECU911. Los diferentes incidentes atendidos desde la implementación del Servicio Integrado de Seguridad ECU911 entregan diversos y oportunos insumos para la elaboración de mapas geo referenciados.

A través de estos recursos, se crea la necesidad de realizar el emprendimiento de estudios sobre el comportamiento delictual, con mayor precisión de su violencia y su ubicación espacial. Desde esta perspectiva, los estudios que se requieren emprender se apoyan en los Sistemas de Información Geográfica (SIG), que ofrecen soportes significativos en la reducción del tiempo de despacho y en una atención más efectiva de la emergencia.

La realización de estudios sistemáticos en las zonas de mayor peligrosidad delictual permitirá un mejor control de las acciones y una redefinición de las áreas donde deben emprenderse o mantenerse los operativos.

El diagnóstico de la seguridad mediante modelos permitirá ubicar las áreas de mayor sensibilidad, los posibles escenarios de siniestros, determinar las frecuencias de ocurrencia y la severidad de un suceso o hecho violento, a fin de adoptar las medidas permanentes para su prevención, solución o remediación.

Estos modelos de los mapas de puntos promoverán en general comparaciones y proyecciones de datos que contribuirán significativamente a la gestión de patrones espaciales desde las evidencias geo estadística y horaria de los distintos incidentes.

1.2 OBJETIVO GENERAL

Aplicar las técnicas espaciales para el análisis de patrones y modelación del delito en la provincia de Pichincha, utilizando herramientas geoestadísticas, aplicaciones para el SIS-Ecu-911 Quito.

1.3 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Realizar análisis geoestadístico exploratorio de datos georreferenciados para la predicción de los delitos en sitios no muestreados.
- Estudiar y analizar mediante un análisis estructural o variografía, el delito en la provincia de Pichincha.
- Ajustar un modelo geo estadístico teórico al modelo experimental.
- Realizar un mapa de la superficie de predicción de los delitos con el método Kriging.
- Generar y validar un escenario predictivo delictual en la provincia de Pichincha mediante un modelo geoestadístico espacio-temporal.

1.4 JUSTIFICACIÓN

Para el desarrollo de la presente investigación se determinarán métodos de investigación científica, modelos estadísticos, técnicas e instrumentos geo estadísticos que faciliten la compilación, validación y modelación de datos, que generen conocimiento válido y confiable respecto a la evolución de la delincuencia en las zonas y su efecto en la seguridad en el provincia de Pichincha.

La utilidad y aplicabilidad de los resultados del presente estudio y de la importancia objetiva de analizar el comportamiento de la criminalidad en el ámbito local y regional, permitirá diseñar planes estratégicos en el ámbito estatal, justicia y policial para reducir la impunidad y los costos que generan la violencia en la sociedad.

Las técnicas geoestadísticas nos ayudan a estudiar la violencia, a identificar estrategias de prevención y control, para fortalecer el diseño de estrategias y políticas de control y prevención del crimen.

Igualmente, permitirán visualizar diversos datos geográfico-sociales y analizarlos; esto, a su vez, ofrece una mirada realista, holística, focalizada y objetiva sobre el crimen y la violencia en su distribución socio-espacial, también permitirán construir mapas de sectores-problema en cuanto a la actividad criminal, áreas de riesgo y las dinámicas de la violencia en el espacio, es decir las zonas calientes por robo con violencia, las cuales revelan el desplazamiento espacio-temporal del delito en el día y la noche y la distribución de los delitos contra las personas, que muestran la concentración de éstos en el centro y oriente de la ciudad.

Ayudan a establecer estrategias preventivas diferenciadas, focalizadas y específicas, tanto para reducir este tipo de violencia como para transparentar este fenómeno y poder abordarlo satisfactoriamente.

Estas son las razones que justifican la realización de la presente investigación con el propósito de evidenciar que abordar la violencia desde la perspectiva de la distribución espacio-temporal del delito, que permite pronosticar patrones y tendencias en la repartición delictual en un tiempo y territorio determinado.

1.5 DATOS ESPACIALES Y ANÁLISIS EXPLORATORIO

1.5.1 ESTADÍSTICA ESPACIAL.³

La Estadística Espacial es la reunión de un conjunto de metodologías apropiadas para el análisis de datos que corresponden a la medición de variables aleatorias en diversos sitios (puntos del espacio o agregaciones espaciales) de una región. De manera más formal, se puede decir que la estadística espacial trata con el análisis de realizaciones de un proceso estocástico $\{Z(s) : s \in D\}$, en el que $s \in R^d$

³ Revista investigación operacional, modelación para la estadística espacial

representa una ubicación en el espacio euclidiano d -dimensional, $Z(s)$ es una variable aleatoria en la ubicación s , y s varía sobre un conjunto de índices $D \subset \mathbb{R}^d$.

1.5.2 ÁREAS DE LA ESTADÍSTICA ESPACIAL.

La estadística espacial se subdivide en dos grandes áreas. La pertinencia de cada una de ellas está asociada a las características del conjunto D de índices del proceso estocástico de interés. A continuación se mencionan dichas áreas y se describen las propiedades de D en cada una de éstas.

1.5.2.1 Geoestadística.

Las ubicaciones s provienen de un conjunto D continuo y son seleccionadas a juicio del investigador (D fijo). Es importante resaltar que en geoestadística el propósito esencial es la interpolación y si no hay continuidad espacial pueden hacerse predicciones carentes de sentido.

1.5.2.2 Patrones espaciales.

Las ubicaciones s pertenecen a un conjunto D que puede ser discreto o continuo y su selección no depende del investigador (D aleatorio)

1.6 DATOS GEOREFERENCIADOS.

Las mediciones de las características de interés en un estudio regionalizado tienen implícitamente asociadas las coordenadas de los sitios en donde éstas fueron tomadas. Cuando el área de estudio es considerablemente grande se usa un geoposicionador para establecer dichas coordenadas.

El esquema general de datos geo referenciados es el siguiente:

<i>Pto</i>	<i>Longitud</i>	<i>Latitud</i>	X_1	X_2	...	X_p
1	--	--	X_{11}	X_{12}	...	X_{1p}
2	--	--	X_{21}	X_{22}	...	X_{2p}
.	--	--
.	--	--
.	--	--
n	--	--	X_{np}

Donde:

n es el número de sitios muestreados

p es el número de variables medidas en cada sitio

x_{ij} es la medida de la variable X_j en el sitio i que puede ser cuantitativa o categórica.

Las coordenadas pueden ser planas, geográficas o cartesianas, dependiendo del software empleado para su análisis.

1.6.1 JUSTIFICACIÓN DEL ANÁLISIS EXPLORATORIO DE DATOS ESPACIALES.

En la aplicación de la geoestadística es de suma importancia el análisis gráfico, la identificación de valores extremos y su ubicación geográfica, la evaluación de la forma de la distribución y el cálculo de medidas de localización, variabilidad y correlación es muy importante para establecer si algunos supuestos necesarios para la aplicación de la teoría geoestadística son válidos o para definir qué procedimiento de predicción es el más conveniente.

1.7 DEFINICIONES BÁSICAS DE GEOESTADÍSTICA⁴

1.7.1 DEFINICIÓN DE GEOESTADÍSTICA

La geoestadística es una rama de la estadística que trata fenómenos espaciales (Journel & Huijbregts, 1978). Su interés primordial es la estimación, predicción y simulación de dichos fenómenos (Myers, 1987). Petitgas (1996), la define como una aplicación de la teoría de probabilidades a la estimación estadística de variables espaciales.

La palabra Geoestadística, denota el estudio estadístico de fenómenos naturales; tiene varias interpretaciones como la de Matheon, que la define como: “la aplicación del formalismo de las funciones aleatorias al reconocimiento y

⁴ Giraldo, R. (2007). Introducción a la Geoestadística. Teoría y aplicaciones

estimación de fenómenos naturales”. Una más reciente interpretación de la Geoestadística que se orienta a los Sistemas de Información Geográfica (SIG), podría ser: “las estadísticas involucradas con datos geográficos”, también llamadas “estadísticas espaciales”.

Hoy en día, la Geoestadística es un nombre asociado con una clase de técnicas, para analizar y predecir los valores de una variable que está distribuida en espacio o tiempo. Se asumen tales valores implícitamente, para ser puestos en correlación entre sí, y el estudio de tal correlación normalmente se llama un "análisis estructural" o un "variograma". Después del análisis estructural, se hacen estimaciones a las situaciones de los sectores no muestreados usando la técnica de interpolación kriging.

La Geoestadística, tiene como objetivo caracterizar e interpretar el comportamiento de los datos que están distribuidos espacialmente.

1.7.2 MODELACIÓN ESPACIAL

La modelación espacial es la adición más reciente a la literatura estadística. Geología, ciencias del suelo, agronomía, ingeniería forestal, astronomía, o cualquier disciplina que trabaja con datos colectados en diferentes locaciones espaciales necesita desarrollar modelos que indiquen cuándo hay dependencia entre las medidas de los diferentes sitios. Usualmente dicha modelación concierne con la predicción espacial, pero hay otras áreas importantes como la simulación y el diseño muestral (Cressie, 1989).

Cuando el objetivo es hacer predicciones, la geoestadística opera básicamente en dos etapas. La primera es el análisis estructural, en la cual se describe la correlación entre puntos en el espacio. En la segunda fase se hacen predicciones en sitios de la región no muestreados por medio de la técnica kriging. Este es un proceso que calcula un promedio ponderado de las observaciones muestrales. Los pesos asignados a los valores muestrales son apropiadamente determinados

por la estructura espacial de correlación establecida en la primera etapa y por la configuración de muestreo (Petitgas, 1996).

1.7.3 VARIABLE REGIONALIZADA

Es una variable medida en el espacio de forma que presenta una estructura de correlación. De manera más formal se puede definir como un proceso estocástico con dominio contenido en un espacio euclidiano d-dimensional R^d , $\{Z(x) : x \in D \subset R^d\}$. Si $d = 2$, $Z(x)$ puede asociarse a una variable medida en un punto x del plano (Díaz-Francés, 1993). En términos prácticos $Z(x)$ puede verse como una medición de una variable aleatoria.

Un proceso estocástico es una colección de variables aleatorias indexadas; esto es, para cada x en el conjunto de índices D , $Z(x)$ es una variable aleatoria. En el caso de que las mediciones sean hechas en una superficie, entonces $Z(x)$ puede interpretarse como la variable aleatoria asociada a ese punto del plano (x representa las coordenadas, planas o geográficas, y Z la variable en cada una de ellas). Estas variables aleatorias pueden representar la magnitud de una variable ambiental medida en un conjunto de coordenadas de la región de estudio.

1.7.4 MOMENTOS DE UNA VARIABLE REGIONALIZADA

Sea $\{Z(x) : x \in D \subset R^d\}$ el proceso estocástico que define la variable regionalizada. Para cualesquier n puntos x_1, x_2, \dots, x_n , el vector aleatorio $\vec{Z}(x) = [Z(x_1), Z(x_2), \dots, Z(x_n)]^t$ está definido por su función de distribución conjunta

$$F[z_1, z_2, \dots, z_n] = P[Z(x_1) \leq z_1, Z(x_2) \leq z_2 \dots Z(x_n) \leq z_n]$$

Conocidas las densidades marginales univariadas y bivariadas se pueden establecer los siguientes valores esperados (momentos univariados y bivariados):

- $E(Z(x_i)) = m(x_i)$
- $V(Z(x_i)) = E[Z(x_i) - m(x_i)]^2 = \sigma_i^2$

- $C(Z(x_i), Z(x_j)) = E \left[[Z(x_i) - m(x_i)][Z(x_j) - m(x_j)] \right]$
- $\gamma(Z(x_i), Z(x_j)) = \frac{1}{2} E [Z(x_i) - Z(x_j)]^2$: *Función de semivarianza*

1.7.5 ESTACIONAL

La variable regionalizada es estacionaria si su función de distribución conjunta es invariante respecto a cualquier translación del vector h , o lo que es lo mismo, la función de distribución del vector aleatorio $\vec{Z}(x) = [Z(x_1), Z(x_2), \dots, Z(x_n)]^t$ es idéntica a la del vector $\vec{Z}(x) = [Z(x_1 + h), Z(x_2 + h), \dots, Z(x_n + h)]^t$ para cualquier h . La teoría geoestadística se basa en los momentos arriba descritos y la hipótesis de estacionariedad puede definirse en términos de éstos.

1.7.6 ESTACIONAL DE SEGUNDO ORDEN

Sea $\{z(x): x \in D \subset R^d\}$ una variable regionalizada definida en un dominio D contenido en R^d (generalmente una variable medida en la superficie de una región). Se dice que $Z(x)$ es estacionario de segundo orden si cumple:

a. $E(Z(x)) = k$, $k \in R$, $\forall x \in D \subset R^d$

El valor esperado de la variable aleatoria es finito y constante para todo punto en el dominio.

b. $COV(Z(x), Z(x + h)) = C(h) < \infty$

Para toda pareja $\{Z(x), Z(x + h)\}$ la covarianza existe y es función únicamente del vector de separación h .

1.7.7 ESTACIONAL DÉBIL O INTRÍNSECA

Existen algunos fenómenos físicos reales en los que la varianza no es finita. En estos casos se trabaja sólo con la hipótesis que pide que los incrementos $[Z(x+h) - Z(x)]$ sean estacionarios, esto es (Clark, 1979):

- a. Si $Z(x)$ tiene esperanza finita y constante para todo punto en el dominio la esperanza de los incrementos es cero.

$$E[Z(x+h) - Z(x)] = 0$$

- b. Para cualquier vector h , la varianza del incremento está definida y es una función de la distancia.

$$V[Z(x+h) - Z(x)] = E[Z(x+h) - Z(x)]^2 = 2\gamma(h)$$

1.8 CORRELACIÓN ESPACIAL MUESTRAL.⁵

1.8.1 FUNCIONES DE CORRELACIÓN ESPACIAL.

La segunda etapa en el desarrollo de un análisis geoestadístico es la determinación de la dependencia espacial entre los datos medidos de una variable, esta fase es también conocida como análisis estructural. Para llevarla a cabo, con base en la información muestral, se usan tres funciones: el covariograma, el correlograma y el semivariograma.

1.8.2 COVARIOGRAMA Y CORRELOGRAMA.

Covarianza es la función de covarianza muestral entre parejas de observaciones que se encuentran a una distancia h . Se calcula, empleando la fórmula clásica de la covarianza muestral, por:

$$C(h) = COV(Z(x+h), Z(x)) \approx \frac{\sum_{i=1}^n (Z(x_i+h) - m)(Z(x_i) - m)}{n} = \hat{C}(h) \quad (1.1)$$

Siendo $\hat{C}(h)$ el estimador de la covarianza, donde m representa el valor promedio en todo punto de la región de estudio y n es el número de parejas de puntos que se encuentran a una distancia h .

Asumiendo que el fenómeno es estacionario y estimando la varianza de la variable regionalizada con la varianza muestral, se tiene que el correlograma muestral está dado por:

⁵ Giraldo, R. (2007). Introducción a la Geoestadística. Teoría y aplicaciones

$$\hat{r}(h) = \frac{c(h)}{c(0)} \quad (1.2)$$

1.8.3 VARIOGRAMA Y SEMIVARIOGRAMA.

Cuando se habla de estacionariedad débil se asume que la varianza de los incrementos de la variable regionalizada es finita. A esta función denotada por $2\gamma(h)$ se le denomina variograma. Utilizando la definición teórica de la varianza en términos del valor esperado de una variable aleatoria, tenemos:

$$2\gamma(h) = V(Z(x+h) - Z(x)) \quad (1.3)$$

La mitad del variograma $\gamma(h)$, se conoce como la función de semivarianza y caracteriza las propiedades de dependencia espacial del proceso. Dada una realización del fenómeno, la función de semivarianza se estima por el método de momentos, a través del semivariograma experimental, que se calcula mediante (Wackernagel, 1995):

$$\gamma(h) = \frac{\sum_{i=1}^n (Z(x+h) - Z(x))^2}{2n} \quad (1.4)$$

Donde $Z(x)$ es el valor de la variable en un sitio x , $Z(x+h)$ es otro valor muestral separado del anterior por una distancia h y n es el número de parejas que se encuentran separadas por dicha distancia. La función de semivarianza se calcula para varias distancias h .

El semivariograma está conformado por los siguientes elementos:

1.8.3.1 Efecto pepita (C_0)

Generalmente el semivariograma no tiende a cero cuando lo hace la distancia h ; el *efecto pepita* indica la discontinuidad del semivariograma para distancias que sean menores que la menor distancia que se da entre los puntos muestrales. Parte de esta discontinuidad puede también ser debido a errores de medición, una pobre precisión analítica, o más a menudo por efectos de escala.

1.8.3.2 Rango

Es la distancia dentro de la cual, las muestras están correlacionadas espacialmente, luego de lo cual hay carencia de correlación espacial entre las observaciones de una variable

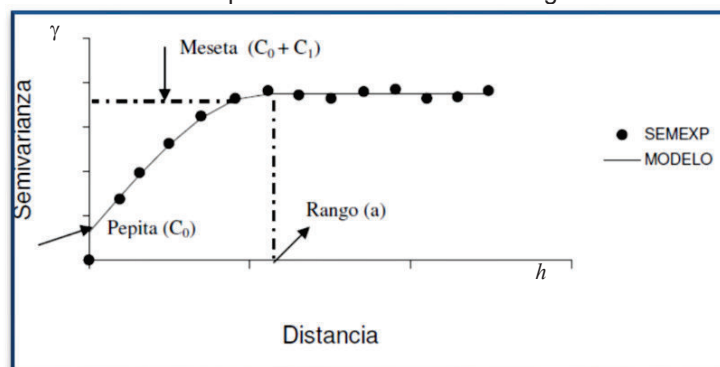
1.8.3.3 Meseta o Umbral

Es el valor alcanzado por el semivariograma en el *Rango*. La meseta de un semivariograma puede ser expresado como la varianza de la muestra.

1.8.3.4 Escala (C_1)

Es el valor C_1 tal que: $C_1 + C_0 = \text{Meseta}$.

FIGURA 1.1 Comportamiento de un semivariograma acotado



Fuente: Giraldo R. 2001

Bajo el supuesto de estacionariedad cualquiera de las tres funciones de dependencia espacial mencionadas, es decir semivariograma, covariograma o correlograma, puede ser usada en la determinación de la relación espacial entre los datos. Sin embargo, la única que no requiere hacer estimación de parámetros es la función de semivarianza; por esta razón, en la práctica se usa con mayor frecuencia el semivariograma.

1.9 MODELOS TEÓRICOS DEL SEMIVARIOGRAMA.⁶

Son varios los modelos básicos de los semivariogramas, que son capaces de explicar los diferentes comportamientos que pueden presentar las variables regionalizadas; entre los modelos más usuales se tienen:

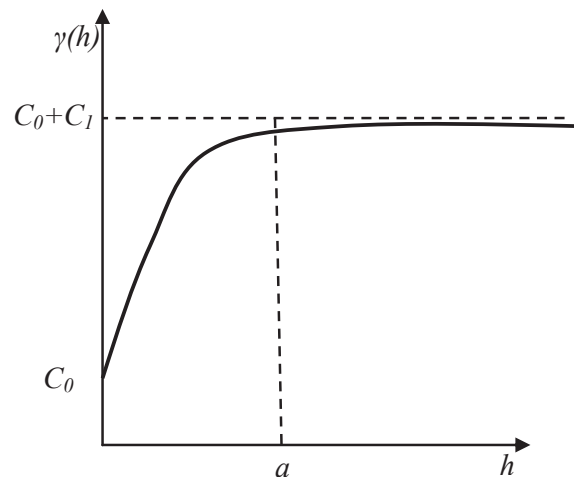
1.9.1 MODELO ESFÉRICO.

Está representado por la ecuación siguiente:

$$\gamma(h) = \begin{cases} C_0 + C_1 \left(\frac{3}{2} \left(\frac{h}{a} \right) - \frac{1}{2} \left(\frac{h}{a} \right)^3 \right) & ; h \leq a \\ C_0 + C_1 & ; h > a \end{cases} \quad (1.5)$$

Donde $h \in \mathbb{R}^+$

FIGURA 1.2 Modelo esférico del semivariograma



Este modelo, presenta una tendencia creciente curvilínea, hasta que llega a la meseta, para tomar una tendencia constante. El modelo esférico alcanza el valor de la meseta, en la distancia a (*rango actual*).

⁶ Giraldo, R. (2007). Introducción a la Geoestadística. Teoría y aplicaciones

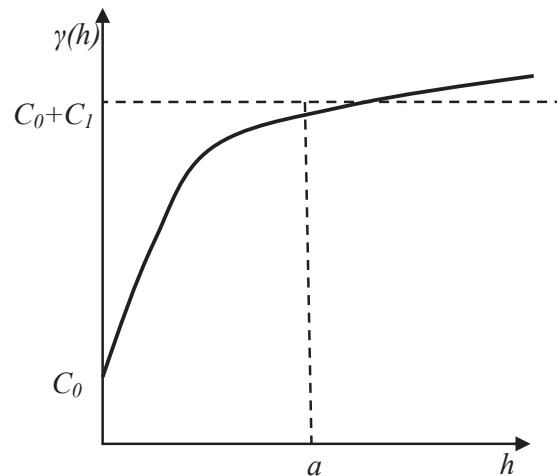
1.9.2 MODELO EXPONENCIAL

Está representado por la ecuación siguiente:

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 \left(1 - e^{-\frac{3h}{a}}\right) \quad (1.6)$$

Donde $h \in \mathbb{R}^+$

FIGURA1.3 Modelo exponencial del semivariograma



El modelo Exponencial, alcanza el valor de la meseta asintóticamente, el *rango* (a) es la distancia a la cual el valor del modelo, es el 95 % de la meseta.

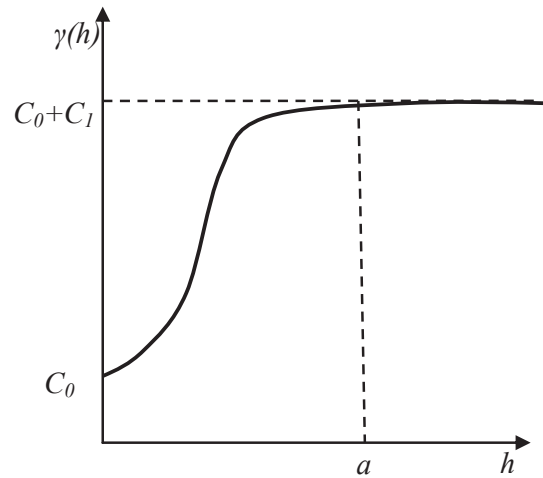
1.9.3 MODELO GAUSSIANO

Está representado por la ecuación siguiente:

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 \left(1 - e^{-\frac{h^2}{a^2}}\right) \quad (1.7)$$

Donde $h \in \mathbb{R}^+$

FIGURA 1.4 Modelo gaussiano del semivariograma



El modelo gaussiano, alcanza el valor de la meseta asintóticamente, el *rango* (a) es la distancia a la cual el valor del modelo es el 95 % del de la meseta.

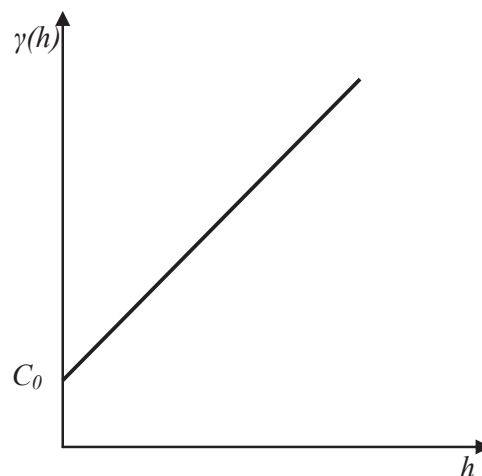
1.9.4 MODELO LINEAL.

Está representado por la ecuación siguiente:

$$\gamma(h) = C_0 + kh \quad (1.8)$$

Donde $h \in \mathbb{R}^+$

FIGURA 1.5 Modelo lineal del semivariograma



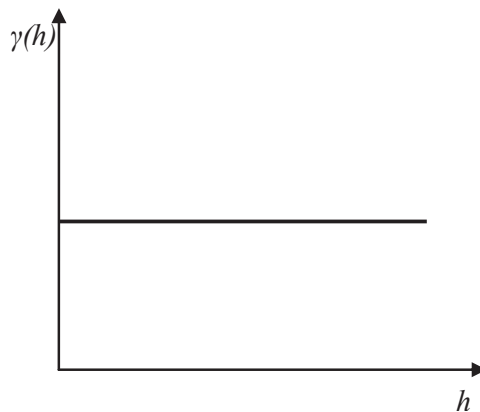
No posee valor de meseta; continúa aumentando mientras la *distancia* (h) aumenta, se utiliza para modelar fenómenos que presentan capacidad infinita de dispersión.

1.9.5 MODELO DE INDEPENDENCIA (PEPITA PURO).

Es indicativo de carencia de correlación espacial entre las observaciones de una variable. Es común sumar este modelo a otro modelo teórico de semivarianza, para obtener lo que se conoce como semivariograma anidado.

Lo anterior se sustenta en una propiedad de los semivariogramas que dice que cualquier combinación lineal de semivariogramas con coeficientes positivos es un semivariograma (Webster R.; Oliver M, 2007).

FIGURA 1.6 Modelo de semivariograma teórico sin correlación espacial



1.10 PREDICCIÓN ESPACIAL⁷

De la teoría de la decisión se conoce que si Z_0 es una cantidad aleatoria y Z_0^* es su predictor, entonces $L(Z_0; Z_0^*)$ representa la pérdida en que se incurre cuando

⁷ Giraldo, R. (2007). Introducción a la Geoestadística. Teoría y aplicaciones

se predice Z_0 por Z_0^* y el mejor predictor será el que minimice la esperanza condicional de la función de pérdida:

$$E[L(Z_0; Z_0^*)|Z]$$

$$\text{Si } L(Z_0; Z_0^*) = [Z_0 - Z_0^*]^2 \Rightarrow Z_0^* = E(Z_0|Z)$$

La expresión anterior indica que para encontrar el predictor óptimo se requiere conocer la distribución conjunta de las $n+1$ variables aleatorias.

1.11. DEFINICIÓN DE *KRIGING*.⁸

Se considera al método de *kriging* como el mejor estimador lineal insesgado de la predicción Z_0^* , es lineal porque sus estimaciones son combinaciones lineales ponderadas de los datos existentes; y es insesgado porque la media de los errores (desviaciones entre el valor real y el valor estimado) es nula; es el mejor (óptimo) porque los errores de estimación tienen una varianza de estimación mínima.

Tiene como objetivo estimar el valor de la variable Z , para un punto x_0 que no ha sido considerado anteriormente. Realiza una suma ponderada sobre todos los sectores que conforman la zona de estudio de interés, tomando los vecinos más cercanos al punto de interés x_0 .

$$Z^*(x_0) = \sum \lambda_i Z(x_i) \quad (1.9)$$

El proceso del *Kriging* es asignar pesos a los vecinos más cercanos, considerados para la estimación; la diferencia del *Kriging* con otros métodos de interpolación, es que utiliza un método semejante a la interpolación por media móvil ponderada, a diferencia que los pesos son asignados a partir de un análisis espacial, basado en el semivariograma experimental.

⁸ Giraldo, R. (2007). Introducción a la Geoestadística. Teoría y aplicaciones

1.12 KRIGING ORDINARIO.⁹

Suponiendo que se hacen mediciones de la variable de interés Z en los puntos x_i , $i=1,2,\dots,n$, de la región de estudio, es decir se tienen realizaciones de las variables $Z(x_1),\dots,Z(x_n)$, y se desea predecir $Z(x_0)$, en el punto x_0 donde no hubo medición. En esta circunstancia, el método *kriging* ordinario propone que el valor de la variable puede predecirse como una combinación lineal de las n variables aleatorias así:

$$Z^*(x_0) = \lambda_1 Z(x_1) + \lambda_2 Z(x_2) + \dots \dots \dots, \lambda_n Z(x_n)$$

$$Z^*(x_0) = \sum \lambda_i Z(x_i)$$

en donde los λ_i representan los pesos o ponderaciones de los valores originales. Dichos pesos se calculan en función de la distancia entre los puntos muestreados y el punto donde se va a hacer la correspondiente predicción. La suma de los pesos es igual a uno y la esperanza del predictor es igual a la esperanza de la variable. Esto último se conoce como el requisito de insesgamiento.

Estadísticamente la propiedad de insesgamiento se expresa a través de:

$$E(Z^*(x_0)) = E(Z(x_0))$$

Asumiendo que el proceso es estacionario, de media m (desconocida) y utilizando las propiedades del valor esperado, se demuestra que la suma de las ponderaciones debe ser igual a uno:

$$m = E\left(\sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i)\right) = \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot E(Z(x_i)) = \sum_{i=1}^n \lambda_i m = m \sum_{i=1}^n \lambda_i$$

⁹ Giraldo, R. (2007). Introducción a la Geoestadística. Teoría y aplicaciones

En consecuencia por ser combinación lineal:

$$\Rightarrow \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$$

Se dice que $Z^*(x_0)$ es el mejor predictor lineal insesgado, si los pesos se obtienen de tal manera que minimicen la varianza del error de predicción, es decir que minimicen la expresión:

$$V(Z^*(x_0) - Z(x_0))$$

Esta última es la característica distintiva de los métodos *kriging*, ya que existen otros métodos de interpolación, como el de distancias inversas o el poligonal, que no garantizan varianza mínima de predicción (Samper y Carrera, 1990).

La estimación de los pesos se obtiene minimizando $V(Z^*(x_0) - Z(x_0))$ sujeto a $\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$

Se tiene que $V(Z^*(x_0) - Z(x_0)) = V(Z^*(x_0)) - 2COV(Z^*(x_0), Z(x_0)) + V(Z(x_0))$

Desagregando las componentes de la ecuación anterior se obtiene lo siguiente:

$$V[Z^*(x_0)] = V\left[\sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i)\right] = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \lambda_i \lambda_j COV[Z(x_i), Z(x_j)]$$

En adelante se usará la siguiente notación:

$$COV[(Z(x_i)), Z(x_j)] = C_{ij} \quad \text{y} \quad V[Z(x_0)] = \sigma^2$$

De lo anterior

$$\begin{aligned} COV[Z^*(x_0), Z(x_0)] &= COV\left[\sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i), Z(x_0)\right] = \sum_{i=1}^n \lambda_i COV[Z(x_i), Z(x_0)] \\ &= \sum_{i=1}^n \lambda_i C_{i0} \end{aligned}$$

Entonces reemplazando, se tiene que:

$$V(Z^*(x_0) - Z(x_0)) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \lambda_i \lambda_j C_{ij} - 2 \sum_{i=1}^n \lambda_i C_{i0} + \sigma^2$$

Luego se debe minimizar la función anterior sujeta a la restricción $\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$

Este problema de minimización con restricciones se resuelve mediante el método de multiplicadores de Lagrange.

$$\sigma_k^2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \lambda_i \lambda_j C_{ij} - 2 \sum_{i=1}^n \lambda_i C_{i0} + \sigma^2 + 2\mu \left(\sum_{i=1}^n \lambda_i - 1 \right)$$

Siguiendo el procedimiento acostumbrado para obtener valores extremos de una función, se deriva e iguala a cero, en este caso con respecto a μ y a los λ_i ($i = 1, 2, \dots, n$).

La derivada con respecto a λ_1 es:

$$\frac{\partial(\sigma_k^2)}{\partial(\lambda_1)} = \frac{\partial[\lambda_1^2 C_{11} + 2\lambda_1 \sum_{j=2}^n \lambda_j C_{1j} + \sum_{i=2}^n \sum_{j=1}^n \lambda_i \lambda_j C_{ij} - 2 \sum_{i=1}^n \lambda_i C_{i0} + \sigma^2 + 2\mu(\sum_{i=1}^n \lambda_i - 1)]}{\partial \lambda_1}$$

$$\frac{\partial(\sigma_k^2)}{\partial(\lambda_1)} = 2\lambda_1 C_{11} + 2 \sum_{j=2}^n \lambda_j C_{1j} - 2C_{10} + 2\mu = 0$$

Por consiguiente:

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j C_{1j} + \mu = C_{10} \quad (1.10)$$

De manera análoga se determinan las derivadas con respecto a $\lambda_2, \lambda_3, \dots, \lambda_n$; por último se deriva con respecto a μ , resultando un sistema de $(n + 1)$ ecuaciones con $(n + 1)$ incógnitas, que matricialmente puede ser escrito como:

$$\begin{bmatrix} C_{11} & \dots & C_{1n} & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ C_{n1} & \dots & C_{nn} & 1 \\ 1 & \dots & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \vdots \\ \lambda_n \\ \mu \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_{10} \\ \vdots \\ C_{n0} \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$[C] [\lambda] = [C_0]$$

por lo cual los pesos que minimizan el error de predicción se expresan mediante la función de covariograma a través de:

$$[\lambda] = [C]^{-1} [C_0]$$

Si la matriz $[C]$ es no singular.

Encontrando los pesos se calcula la predicción en el punto x_0 . De forma análoga se procede para cada punto donde se quiera hacer predicción.

1.12.1 VARIANZA DE PREDICCIÓN DEL KRIGING ORDINARIO.

La varianza de predicción del *Kriging* ordinario está dado por:

$$\sigma_k^2 = \sigma^2 - \sum_{i=1}^n \lambda_i C_{i0} - \mu \quad (1.11)$$

1.12.2 VALIDACIÓN DEL KRIGING.

Existen diferentes métodos para evaluar la bondad de ajuste del modelo de semivariograma elegido con respecto a los datos muestrales y por ende de las predicciones hechas con *kriging*. El más empleado es el de validación cruzada, que consiste en excluir la observación de uno de los n puntos muestrales y con los $n-1$ valores restantes y el modelo de semivariograma escogido, predecir vía *kriging* el valor de la variable en estudio en la ubicación del punto que se excluyó. Se piensa que si el modelo de semivarianza elegido describe bien la estructura de autocorrelación espacial, entonces la diferencia entre el valor observado y el valor predicho debe ser pequeña.

Este procedimiento se realiza en forma secuencial con cada uno de los puntos muestrales y así se obtiene un conjunto de n “errores de predicción”. Lo usual es calcular medidas que involucren a estos errores de predicción para diferentes modelos de semivarianza y seleccionar aquel que optimice algún criterio, como por ejemplo el del mínimo error cuadrático medio.

Este procedimiento es similar a la conocida técnica de remuestreo Jackknife (Efron, 1982) empleada en diversos contextos estadísticos para calcular varianzas de estimación, entre otros aspectos. Una forma descriptiva de hacer la validación cruzada es mediante un gráfico de dispersión de los valores observados contra los valores predichos; en la medida en que la nube de puntos se ajuste más a una línea recta que pase por el origen, mejor será el modelo de semivariograma utilizado para realizar el *kriging*.

Existe otro método como por ejemplo el *bootstrap* que se utiliza frecuentemente para aproximar el sesgo o la varianza de un estadístico, así como para construir intervalos de confianza o realizar contrastes de hipótesis sobre parámetros de interés. En la mayor parte de los casos no pueden obtenerse expresiones cerradas para las aproximaciones *bootstrap* y por lo tanto es necesario obtener remuestras en un ordenador para poner en práctica el método.

1.13 ESTIMACIÓN DE PONDERACIONES POR MEDIO DE LA FUNCIÓN DE SEMIVARIANZA.¹⁰

Los pesos λ pueden ser estimados a través de la función de semivarianza, para lo cual se requiere conocer la relación entre las funciones de covariograma y de semivariograma.

Se utilizarán las siguientes notaciones:

$$\sigma^2 = V(Z(x));$$

$\gamma_{ij} = \gamma(h)$, donde h es la distancia entre los puntos x_i y x_j ;

$$C_{ij} = C(h)$$

La relación entre las dos funciones en cuestión es la siguiente:

$$\gamma_{ij} = \frac{1}{2}E \left[(Z(x_{ij}) - Z(x_i))^2 \right]$$

$$\gamma_{ij} = \frac{1}{2}E \left[(Z(x_j)^2 - 2Z(x_j)Z(x_i)) + (Z(x_i))^2 \right]$$

$$\gamma_{ij} = \frac{1}{2}E \left[(Z(x_j)^2) \right] - E \left[Z(x_j)Z(x_i) \right] + \frac{1}{2}E \left[(Z(x_i))^2 \right]$$

$$\gamma_{ij} = \frac{1}{2}E \left[(Z(x_j)^2 - k^2) \right] - E \left[Z(x_j)Z(x_i) - k^2 \right] + \frac{1}{2}E \left[(Z(x_i)^2 - k^2) \right]$$

$$\gamma_{ij} = \frac{1}{2} [V(Z(x))] - COV[Z(x_j)Z(x_i)] + \frac{1}{2} [V(Z(x))]$$

$$\gamma_{ij} = [V(Z(x))] - COV[Z(x_j)Z(x_i)]$$

$$\gamma_{ij} = \sigma^2 - C_{ij}$$

Por consiguiente:

¹⁰ Giraldo, R. (2007). Introducción a la Geoestadística. Teoría y aplicaciones

$$C_{ij} = \sigma^2 - \gamma_{ij} \quad (1.12)$$

Reemplazando (1.12) en cada derivada parcial se determinan los pesos óptimos λ_i en términos de la función de semivarianza:

$$\frac{\partial(\sigma_k^2)}{\partial\lambda_1} = \sum_{j=1}^n \lambda_j C_{1j} + \mu - C_{10}$$

$$\frac{\partial(\sigma_k^2)}{\partial\lambda_1} = \sum_{j=1}^n \lambda_j (\sigma^2 - \gamma_{1j}) + \mu - (\sigma^2 - \gamma_{10})$$

$$\frac{\partial(\sigma_k^2)}{\partial\lambda_1} = \sigma^2 \sum_{j=1}^1 \lambda_j - \sum_{j=1}^n \lambda_j \gamma_{1j} + \mu - \sigma^2 + \gamma_{10}$$

$$\frac{\partial(\sigma_k^2)}{\partial\lambda_1} = \sigma^2 - \sum_{j=1}^n \lambda_j \gamma_{1j} + \mu - \sigma^2 + \gamma_{10}$$

$$\frac{\partial(\sigma_k^2)}{\partial\lambda_1} = - \sum_{j=1}^n \lambda_j \gamma_{1j} + \mu + \gamma_{10} = 0$$

Por tanto:

$$\gamma_{10} = \sum_{j=1}^n \lambda_j \gamma_{1j} - \mu \quad (1.13)$$

De igual forma tenemos:

$$\frac{\partial(\sigma_k^2)}{\partial\lambda_2} = - \sum_{j=1}^n \lambda_j \gamma_{2j} + \mu + \gamma_{20} = 0$$

$$\gamma_{20} = \sum_{j=1}^n \lambda_j \gamma_{2j} - \mu$$

$$\frac{\partial(\sigma_k^2)}{\partial\lambda_n} = - \sum_{j=1}^n \lambda_j \gamma_{nj} + \mu + \gamma_{n0} = 0$$

Entonces:

$$\gamma_{n0} = \sum_{j=1}^n \lambda_j \gamma_{nj} - \mu \quad (1.14)$$

De acuerdo con lo anterior los pesos se obtienen en términos del semivariograma a través del sistema de ecuaciones:

$$\begin{bmatrix} \gamma_{11} & \cdots & \gamma_{1n} & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \gamma_{n1} & \cdots & \gamma_{nn} & 1 \\ 1 & \cdots & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \vdots \\ \lambda_n \\ -\mu \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \gamma_{10} \\ \vdots \\ \gamma_{n0} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1.15)$$

Para establecer la expresión de la correspondiente varianza del error de predicción en términos de la función de semivarianza se reemplaza (1.12) en (1.11), de donde:

$$\begin{aligned} \sigma_k^2 &= \sigma^2 - \left[\sum_{i=1}^n \lambda_i (\sigma^2 - \gamma_{ij}) \right] + \mu \\ \sigma_k^2 &= \sigma^2 - \sigma^2 \sum_{i=1}^n \lambda_i + \sum_{i=1}^n \lambda_i \gamma_{ij} + \mu \\ \sigma_k^2 &= \sum_{i=1}^n \lambda_i \gamma_{i0} + \mu \end{aligned} \quad (1.16)$$

CAPÍTULO 2

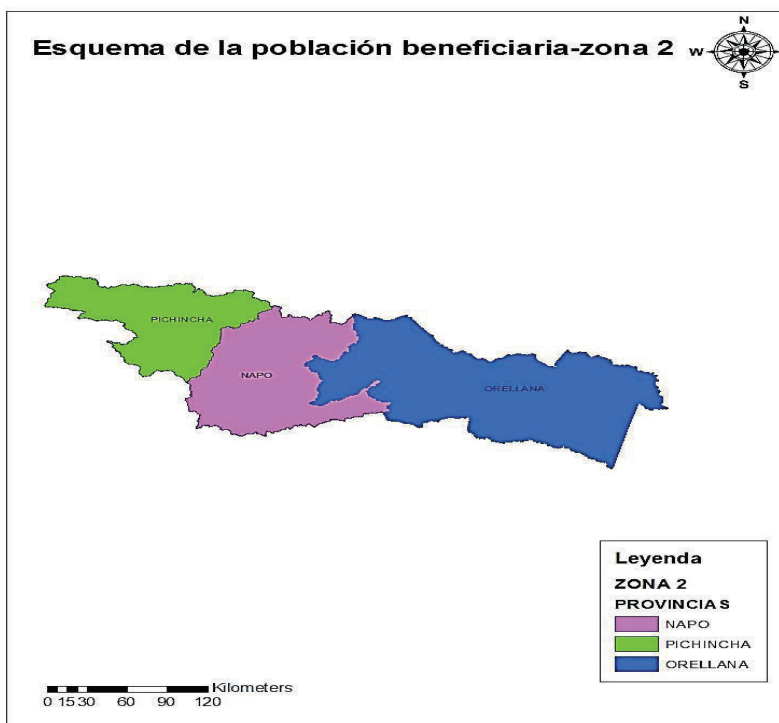
DESCRIPCIÓN DEL ÁREA DE ESTUDIO

2.1 DESCRIPCIÓN DEL ÁREA DE ESTUDIO

El área de estudio del presente proyecto de investigación es la provincia de Pichincha, en donde el área de cobertura y la población beneficiaria del SIS-ECU911 es la siguiente:

Provincia	Área Km ²	Población Beneficiaria
PICHINCHA	9.537,91	2'576.287

MAPA 2.1 Mapa de ubicación de la zona de estudio



El ECU911 cuenta con infraestructura y alta tecnología que conforma un sistema de videovigilancia y botones de auxilio las 24 horas y los 365 días del año a nivel nacional que contribuirá, además de entregar un servicio integral y eficiente a la emergencia con la instalación de kilómetros de fibra óptica en territorio y hacer que a futuro nos convierta en uno de los países más interconectados de la región.

Las cámaras de videovigilancia instaladas a través de los centros provinciales contribuyen a detectar anomalías e incidentes y paralelamente coadyuvan a reducir los tiempos de respuestas de los organismos de rescate, y en otros aspectos, mejoran la calidad y eficiencia en la atención de los requerimientos de la ciudadanía.

Otra de las aplicaciones novedosas del sistema y que se acopla a las necesidades de la comunidad en seguridad, es la implementación de botones de auxilio en barrios organizados y en sectores rurales donde la telefonía celular y fija es todavía precaria.

Estos dispositivos, dotados de un sistema redundante con conectividad directa al Servicio Integrado de Seguridad ECU911, una vez accionados producto de alguna eventualidad, emiten señales satelitales y a través de una Red de GPS, personal de despacho y unidades de la Policía Nacional ubican con total exactitud y precisión el lugar del delito y los recursos necesarios más cercanos.

2.2 UBICACIÓN, LÍMITES Y SUPERFICIE.

En este trabajo se toma en consideración en primera instancia la información general que se puede extraer de la base de datos, posteriormente se toma en cuenta la división político territorial de lo macro a lo micro, así como la división de Senplades, aplicando el mismo criterio espacial como se detalla a continuación en la siguiente tabla:

TABLA 2.1 Estructura del Informe “Geoestadístico”

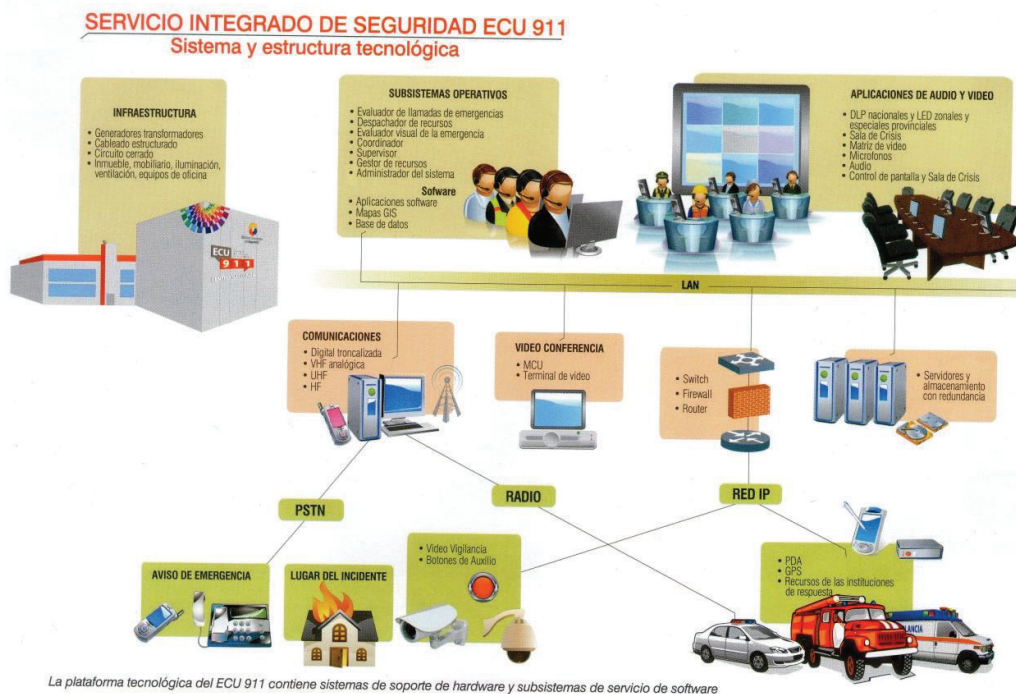
INFORMACION	SENPLADES	INEC	NIVEL	INSTITUCION
CIFRAS /MAPAS GENERALES	Zona	Provincia		DATOS/CIFRAS /MAPAS INSTITUCIONES
	Distrito	Cantón		
	Circuito	Parroquia		

La información estadística general comprende el análisis de los registros extraídos de la base de datos a nivel global, esta primera parte en cuanto a la información ingresada por tipo de entrada, por tipo de llamada, tipo de alerta; además el análisis de esta información observada por institución, día, y hora de incidentes.

En una segunda instancia se determina, más puntualmente la información delictiva por zona, provincia, distrito, circuito, de manera geoestadística representada en tablas y gráficos estadísticos, mapas geográficos y relojes de tiempo, puntos calientes referenciados geográficamente con conceptos técnicos de latitud y longitud; lo que permitirá tomar decisiones respecto a la implementación de estrategias que permitan brindar más seguridad a la ciudadanía y reducir los índices de criminalidad actuales.

Las aplicaciones tecnológicas del ECU911 posibilitan georeferenciar los diversos acontecimientos a partir de la elaboración de mapas temáticos, que ubican y clasifican las zonas sensibles e identifican patrones de cambios del delito, insumos valiosos para el diseño de materiales de aprendizaje dentro de programas de prevención del delito a nivel local y zonal.

FIGURA 2.1 Servicio Integrado de Seguridad Ecu-911



2.3 CAPACIDADES DEL SISTEMA.

Todos los centros ECU911 poseen un archivo activo que almacena grabaciones hasta por tres meses, información que es conservada en soportes digitales y que permanece a consulta o disposición de investigaciones fiscales y procesos judiciales.

Cobertura: Provincia Pichincha

Población: 2'576.287

Ubicación: Sector Itchimbía.

Personal: 340 personas, 220 de las cuales contratadas y 120 personas de las entidades de respuestas

FIGURA 2.2 Funcionamiento del Servicio Integrado de Seguridad Ecu-911



INFRAESTRUCTURA Y COMPETENCIAS.

El centro Nacional ECU911 Quito, ubicado en el sector de Itchimbía con 700 metros cuadrados de construcción en dos hectáreas de terreno, brinda atención integral e inmediata a través de un número único y gratuito en situaciones de emergencia a más de dos millones de habitantes.

Contiene módulos de simulación, predicción, análisis y competencias particulares para coordinar y monitorear centros zonales, provinciales y organismos de respuesta.

Posee dos salas de crisis, una diseñada para acoger al gabinete ampliado, Consejos Provinciales, cantonales y parroquiales de seguridad, y otra exclusiva para el Distrito Metropolitano de Quito (DMQ) que además cuenta con una sala situacional de control con avanzada tecnología audiovisual y telemática.

Comunicación troncalizada, recursos georeferenciados y participación ciudadana.

180 líneas y 118 consolas para la recepción de llamadas, la videovigilancia y el despacho a través de una red troncalizada y de recursos georeferenciados en territorio a nivel nacional, van de la mano con la construcción de Unidades de Policía Comunitaria (UPC) por parte del Ministerio del Interior.

Actualmente las Unidades de Delito Flagrantes y la Fiscalía se apoyan en los registros obtenidos por las cámaras del ECU911 en las exploraciones del delito, una contribución tecnológica del sistema, que por su seguridad y legitimidad, videos que no pueden ser editados generan beneficios adicionales y transparencia en el combate diario de la delincuencia.

OMSC

Se han desarrollado e implementado metodologías de recolección, sistematización, validación, producción y difusión de información acerca de la problemática delictual y criminológica que afecte a la provincia de Pichincha, mediante una reingeniería de procesos basada en información objetiva levantada desde registros oficiales como Fiscalía y Policía Nacional.

2.4 CONCEPTOS BÁSICOS DE SEGURIDAD¹¹.

Arma Blanca: Arma que consta de una hoja de acero y hiere por el filo o por la punta como un cuchillo, machete, vidrios y destornilladores, etc.

Arma contundente: Objeto de consistencia dura de bordes obtusos no cortantes o cosa manipulada que al impactarse en el cuerpo humano, actúa como agente contundente, como por ejemplo: palos, tubos, piedras, bates, etc.

¹¹ Secretaria de Seguridad y Gobernabilidad, 17 Informe de Seguridad Ciudadana.

Arma de Fuego: Dispositivo destinado a propulsar uno o múltiples proyectiles por medio de presión de gases, con el fin de alcanzar un tiro a la distancia. Este término se aplica únicamente a los dispositivos que despiden gas a alta presión tras una reacción química de combustión dentro del mismo. Por ejemplo, revólver, pistola, etc.

Arranchadores: Son delincuentes que arranchan (quitan violentamente) joyas que las víctimas llevan puestas principalmente en la vía pública o en vehículos

Asalto y Robo: Cuando mediante violencia o amenazas contra personas, con o sin fuerza en las cosas, se sustrajere una cosa ajena con ánimo de apropiarse de la misma; sea que la violencia tenga lugar antes del acto para facilitararlo, en el momento de cometerlo, o después de cometido para procurar la impunidad.

Estruchantes: Modalidad en que los delincuentes utilizan el forzamiento (con ganzúas, llaves maestras, patas de cabra, barretas, etc) de seguridades de domicilios, locales y sitios comerciales.

Haladores: Son delincuentes que arrebatan de las manos y a la fuerza las fundas, bolsos o cualquier pertenencia de sus víctimas.

Hurto: Cuando sin violaciones ni amenazas contra las personas, ni fuerza en las cosas, sustrajeren fraudulentamente una cosa ajena, con ánimo de apropiarse.

2.5 FENÓMENO DELICTIVO DEL ECUADOR¹².

En los momentos actuales merece especial referencia el accionar de bandas criminales organizadas (con intervención transnacional en ciertos casos) para lo que se requiere alinear los mejores y más capacitados recursos humanos y materiales. Al tiempo que se planifiquen medidas apropiadas a la realidad delictiva en el país y, en singular, en cada espacio territorial donde se producen fenómenos específicos. Lo que debería limitar el trabajo en ciertos barrios o zonas donde la delincuencia se ha ido de las manos de las autoridades establecidas. En este laboratorio el de los circuitos y espacios locales de características especiales, con frecuencia se hallarán las mejores respuestas al

¹² Arguello Mejía Santiago (2013) Delincuencia y Justicia Penal, Fiscalía General del Estado

fenómeno múltiple y multifacético de la inseguridad ciudadana, del delito y de los requerimientos de la justicia a ser aplicada. En esta materia parece apropiado que separen fenómenos que requieren aproximaciones diversas y medidas de política criminal diferenciadas. Para empezar usando un criterio de distinción entre delincuencia transnacional organizada y delincuencia interna, con los matices que presenta en cada espacio territorial.

Información Geográfica delictual.

La violencia urbana, los delitos y el crimen, por sus características geográficas, es temática de interés en esta investigación. La geografía del delito ha sido entendida como el estudio de la localización y el tiempo de los actos delictivos, relaciones que se representan en unidades cartográficas a distintas escalas. En este contexto, la geografía de la violencia no solo debe ser razonada desde el punto de vista del ¿dónde? sino también del ¿por qué?, además a partir de su tendencia y prevención. El estudio de la violencia y de la criminalidad ha sido abordado tradicionalmente por disciplinas como la sociología y la psicología. Cabe destacar que los organismos policiales siempre han reconocido la función de la geografía dentro del análisis del crimen y la violencia, un claro ejemplo son los famosos mapas calientes. Estos mapas, de dimensiones considerables, mostraban los límites administrativos de una unidad territorial en los cuales se localizaban los delitos con puntos. La finalidad de esta cartografía consistió en fijar los focos del crimen para que en un análisis posterior se lleguen a establecer medidas de seguridad y estrategias de prevención.

A partir de los años ochenta hasta la actualidad, la revolución informática otorga valiosos aportes dentro del análisis geográfico con respecto a la temática delictual. El desarrollo de los Sistemas de Información Geográfica (SIG) y su diversificación hacia otras ciencias contribuyeron a facilitar sus propios procesos de análisis. En el ámbito delictual, los SIG aportan considerablemente no solo en el aspecto de localización de los delitos sino también en el análisis espacial del fenómeno criminal. Entre sus fines, la información generada permite el desarrollo y la implementación futura de políticas públicas con respecto a la seguridad ciudadana.

Causas estructurales de la violencia y delincuencia¹³.

Índice Delincuencial: La provincia de Pichincha tiene un incremento diario en los diferentes tipos de delitos, por la situación que se encuentra atravesando el país, que es la falta de ejecución y articulación del Plan Nacional de Seguridad Integral, que establece las políticas sectoriales de seguridad, y debido a causas estructurales y factores de riesgo que influyen en el comportamiento del incremento de la violencia en el Ecuador, que se detallan a continuación:

- La pobreza y la desigualdad de ingresos.
- La falta de aplicación de las Leyes y corrupción de la Función Judicial.
- El consumo de drogas o alcohol, crea afectaciones en el entorno social.
- Falta de un plan articulado contra el coyoterismo, abuso de confianza contra emigrantes y delitos conexos como la usura.
- Falta de un estudio y seguimiento de la delincuencia transnacional organizada, drogas, lavado de activos y trata de personas.
- La falta de una mejor descentralización de la Fiscalía, de la respectiva denuncia cuando se ha sido víctima de un delito y la falta de confianza institucional (Fiscalía, Sistema Judicial y Policía).
- Disponibilidad y fácil acceso a armas de fuego.

2.6 INDICADORES DE VICTIMIZACIÓN DE LA PROVINCIA DE PICHINCHA¹⁴.

Prevalencia del delito robo a personas: Es la población de 16 años y más de edad que fueron víctimas por lo menos una vez del delito Robo a Personas, respecto a la población total investigada.

Índice de prevalencia de robo a personas a nivel de la provincia de Pichincha

PROVINCIA	VÍCTIMAS DE ROBO A PERSONAS	ÍNDICE DE PREVALENCIA DEL DELITO (%)	POBLACIÓN TOTAL ESTUDIADA
Pichincha	295351	17,2%	1717835

¹³ Arguello Mejia Santiago (2013) Delincuencia y Justicia Penal, Fiscalía General del Estado

¹⁴ Fuente: Encuesta de Victimización y Percepción de Inseguridad 2011, Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC)

Índice de prevalencia de robo a personas a nivel de la provincia de Pichincha según Cantón de empadronamiento

CANTÓN	VÍCTIMAS DE ROBO A PERSONAS	ÍNDICE DE PREVALENCIA DEL DELITO	POBLACIÓN TOTAL ESTUDIADA
Quito	274231	17,5%	1567754
Rumiñahui	9020	14,8%	61033
Mejía	5348	14,4%	37115

Índice de prevalencia de robo a la vivienda a nivel de la provincia de Pichincha

PROVINCIA	VÍCTIMAS DE ROBO VIVIENDA	ÍNDICE DE PREVALENCIA DEL DELITO	TOTAL HOGARES
Pichincha	25221	3,8%	664483

Índice de prevalencia de robo de vivienda a nivel de la provincia de pichincha

CANTÓN	VÍCTIMAS DE ROBO VIVIENDA	ÍNDICE DE PREVALENCIA DEL DELITO	TOTAL HOGARES
Quito	22860	3,8%	608749
Rumiñahui	1010	4,6%	21959
Mejía	254	1,9%	13400

Índice de prevalencia de robo de vehículos (Robo Total y Robo Parcial) a nivel de la provincia de Pichincha

PROVINCIA	VÍCTIMAS DE ROBO TOTAL AUTOMOTOR	ÍNDICE DE PREVALENCIA DEL DELITO	TOTAL HOGARES QUE POSEE VEHÍCULO
Pichincha	44765	15,6%	286685

Índice de prevalencia de robo de vehículos (Robo Total y Robo Parcial) a nivel de la provincia de Pichincha

PROVINCIA	VÍCTIMAS DE ROBO TOTAL AUTOMOTOR	ÍNDICE DE PREVALENCIA DEL DELITO	TOTAL HOGARES QUE POSEE VEHÍCULO
Quito	42077	15,9%	264214
Mejía	616	12,9%	4765
Rumiñahui	1127	10,5%	10702

2.7 INDICADORES CRONOLÓGICOS DE LA DELINCUENCIA.

A continuación se detalla la frecuencia de los delitos estudiados sucedidos durante el 2013 en la provincia de Pichincha con los respectivos porcentajes.

TABLA 2.2 Frecuencia de los delitos en la provincia de Pichincha

MESES	DELITOS								Total
	ROBO DE VEHÍCULOS	%	ROBO A LOCAL COMERCIAL	%	ROBO A PERSONAS	%	ROBO A DOMICILIO	%	
ene-13	226	14%	161	15%	884	15%	384	15%	1655
feb-13	187	12%	169	15%	746	13%	344	13%	1446
mar-13	252	16%	172	16%	824	14%	395	15%	1643
abr-13	249	15%	130	12%	830	14%	347	13%	1556
may-13	247	15%	146	13%	817	14%	387	15%	1597
jun-13	169	10%	132	12%	681	11%	294	11%	1276
jul-13	145	9%	96	9%	534	9%	229	9%	1004
ago-13	145	9%	101	9%	615	10%	223	9%	1084
Total	1620	100%	1107	100%	5931	100%	2603	100%	11264

Fuente: Fiscalía – Delito Copio - 2013

2.8 TASAS DE VARIACIÓN DE LOS DELITOS (ROBO DE VEHÍCULOS, A LOCALES COMERCIALES, A PERSONAS Y A DOMICILIOS) EN LA PROVINCIA DE PICHINCHA.

$$\text{Tasa de Variación} = \frac{\text{tasa de incidentes (t)} - \text{tasa de incidentes (t-1)}}{\text{tasa de incidentes (t-1)}}$$

TABLA 2.3 Tasa de variación del robo de vehículos

2013	Enero	Febrero	Marzo	Abril	Mayo	Junio	Julio	Agosto
ROBO DE CARROS	226	187	252	249	247	169	145	145
POBLACIÓN DE PICHINCHA PROYECTADA 2013	2835373	2835373	2835373	2835373	2835373	2835373	2835373	2835373
TASA DE ROBO DE CARROS POR 100000 HAB	8	7	9	9	9	6	5	5
TASA DE VARIACIÓN		-12,50%	28,57%	0,00%	0,00%	-33,33%	-16,67%	0,00%

Fuente: Fiscalía – Delito Copio – 2013

GRAFICO 2.1 Cronología del robo de vehículos

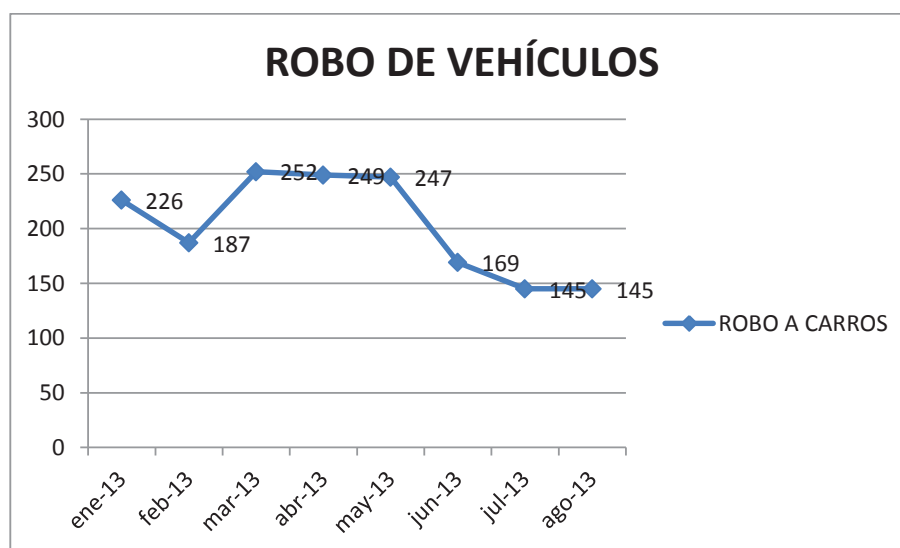


TABLA 2.4 Tasa de variación del robo de local comercial

2013	Enero	Febrero	Marzo	Abril	Mayo	Junio	Julio	Agosto
ROBO A LOCAL COMERCIAL	161	169	172	130	146	132	96	101
POBLACIÓN DE PICHINCHA PROYECTADA 2013	2835373	2835373	2835373	2835373	2835373	2835373	2835373	2835373
TASA A LOCAL COMERCIAL POR 100000 HAB	6	6	6	5	5	5	3	4
TASA DE VARIACIÓN		0,00%	0,00%	-16,67%	0,00%	0,00%	-40,00%	33,33%

Fuente: Fiscalía – Delito Copio - 2013

GRAFICO 2.2 Cronología del robo de local comercial

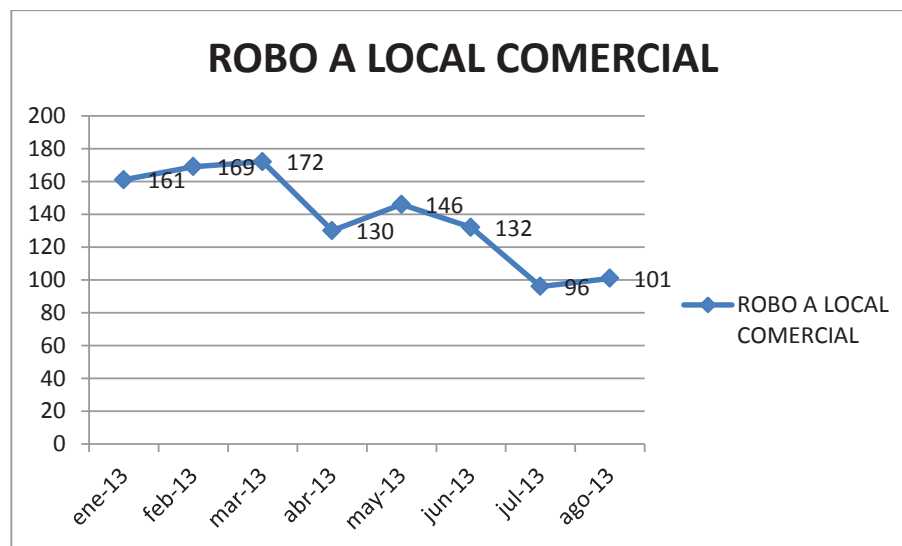


TABLA 2.5 Tasa de variación del robo a personas

2013	Enero	Febrero	Marzo	Abril	Mayo	Junio	Julio	Agosto
ROBO A PERSONAS	884	746	824	830	817	681	534	615
POBLACIÓN DE PICHINCHA PROYECTADA 2013	2835373	2835373	2835373	2835373	2835373	2835373	2835373	2835373
TASA ROBO A PERSONAS POR 100000 HAB	31	26	29	29	29	24	19	22
TASA DE VARIACIÓN		-16,13%	11,54%	0,00%	0,00%	-17,24%	-20,83%	15,79%

Fuente: Fiscalía – Delito Copio - 2013

GRAFICO 2.3 Cronología del robo de personas

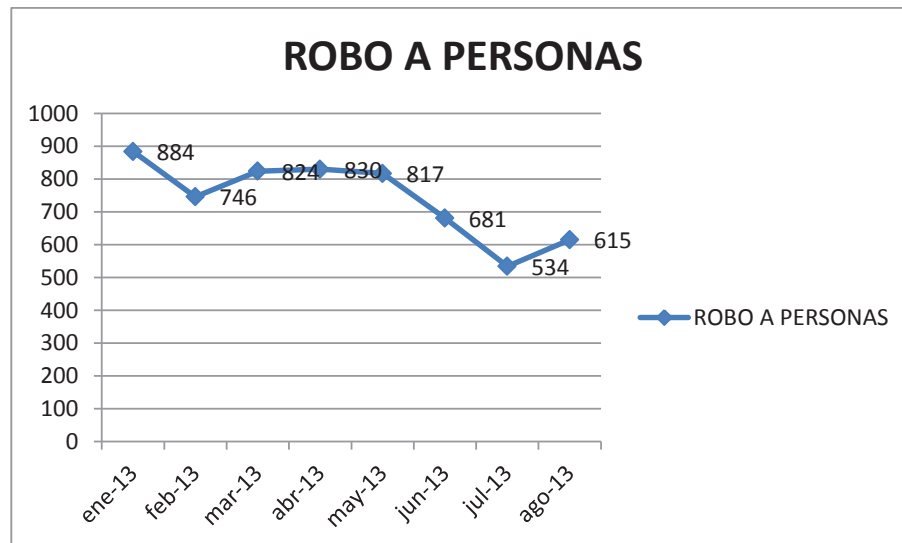
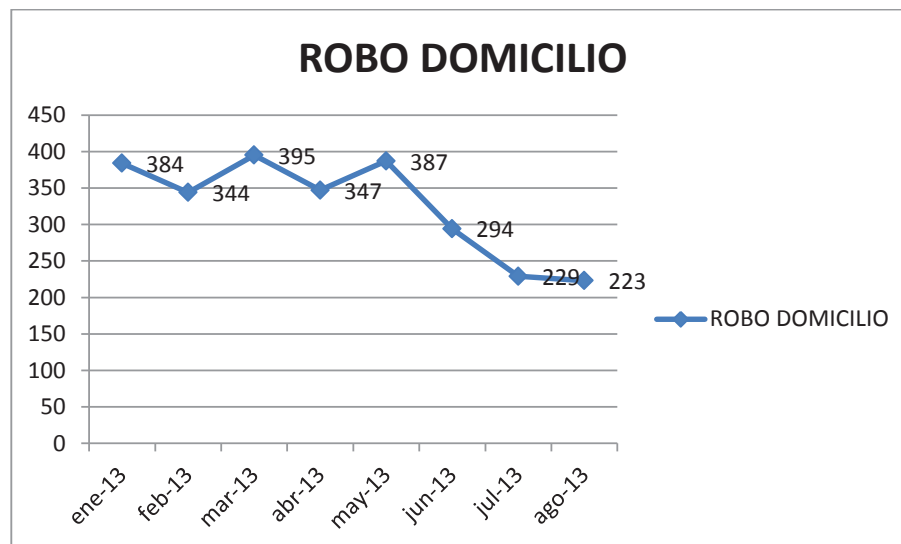


TABLA 2.6 Tasa de variación del robo a domicilios

2013	Enero	Febrero	Marzo	Abril	Mayo	Junio	Julio	Agosto
ROBO A DOMICILIOS	384	344	395	347	387	294	229	223
POBLACIÓN DE PICHINCHA PROYECTADA 2013	2835373	2835373	2835373	2835373	2835373	2835373	2835373	2835373
TASA DE ROBO A DOMICILIOS POR 100000 HAB	14	12	14	12	14	10	8	8
TASA DE VARIACIÓN		-14,29%	16,67%	-14,29%	16,67%	-28,57%	-20,00%	0,00%

Fuente: Fiscalía – Delito Copio - 2013

GRAFICO 2.4 Cronología del robo a domicilios



CAPÍTULO 3

TÉCNICAS Y MÉTODOS APLICADOS AL ÁREA DE ESTUDIO.

3.1 LEVANTAMIENTO DE INFORMACIÓN DE LOS REGISTRO DE LAS BASES DE DATOS DE LA FISCALÍA GENERAL DEL ESTADO.

La información se obtiene de las bases de datos de la Fiscalía, del Departamento de Delitos-Copio, esta base de datos está georeferenciada y contiene información acerca de los tipos de delitos, fecha de la infracción, la ubicación, provincia, cantón, parroquia, longitud y latitud, entre las más importantes para el análisis.

Las variables Longitud y Latitud están en coordenadas Geográficas.

Latitud:

- Es el ángulo diedro medido desde el centro de la Tierra entre el paralelo origen ecuador y el paralelo de un punto en la Tierra¹⁵
- Se designa con la letra griega \varnothing
- Se mide a lo largo de un meridiano
- Todos los puntos que están sobre un mismo paralelo tienen la misma latitud
- Varía desde 0° a 90° , hacia el norte o sur.

Longitud:

- Es el ángulo diedro medido desde el centro de la Tierra, entre el primer meridiano Greenwich y el meridiano de un punto en la Tierra¹⁶.

^{15,16} Díaz- Francés, E. (1993). Introducción a Conceptos Básicos de Geoestadística. Guanajuato.

- Se designa con la letra griega α
- Se mide hacia el este u oeste desde el primer meridiano.
- Se designa E o W, para indicar la dirección de la medición.
- Varía desde 0° hasta 180° hacia el este u oeste

También se pueden tener las coordenadas expresadas en UTM.

PROYECCIÓN U.T.M. (UNIVERSAL TRANSVERSA DE MERCATOR)

- Proyección cilíndrica transversa - conforme.
 - La escala en todas las direcciones es constante.
 - Los ángulos medidos son reales.
- Se desarrolla en un cilindro secante en los 80° de latitud norte y 80° latitud sur.
- Utiliza 60 zonas, cada una de 6° de longitud, numeradas de izquierda a derecha
- Cada zona tiene un traslape de $30'$ de longitud, tanto a la derecha como a la izquierda.

SISTEMA DE CUADRICULA U.T.M.

- 60 zonas, cada una de 6°
- El sistema de numeración de la zona cuadrangular es de izquierda a derecha
- El origen de una zona cuadrangular es el ecuador y el meridiano central
- Un valor de 500.000 se le asigna arbitrariamente a la línea del cuadrículado que coincide con el meridiano central.
- Para el Hemisferio Sur: el valor cuadrangular del polo sur es 0m y la distancia hacia el ecuador es de $10'000.000$ m.
- Para el Hemisferio Norte: el valor cuadrangular de ecuador es 0m y el polo norte es $10'000.000$ m.

Las coordenadas de los puntos en el geoide internacional de referencia están en WGS 84.

En la siguiente fase se utilizarán los siguientes programas¹⁷:

- Software Surfer 8.0
- Software Variowin 2.21
- Software ArcGIS 10.1

3.2 ANÁLISIS Y APLICACIÓN DE TÉCNICAS GEOESTADÍSTICAS (MÉTODO KRIGING)

Con todos estos datos se realizó el análisis geoestadístico para cada variable (ROBO DE VEHÍCULOS, A LOCALES COMERCIALES, A PERSONAS Y A DOMICILIOS), siendo los pasos principales de un estudio geoestadístico los siguientes:

- Análisis exploratorio de datos.
- Análisis estructural o variografía (cálculo y modelación del variograma).
- Estimaciones o predicción espacial (kriging).
- Validación del modelo geoestadístico.

3.2.1 ANÁLISIS EXPLORATORIO DE DATOS.

Este primer paso se lo realiza con el propósito de identificar localización, variabilidad, forma y observaciones extremas o datos atípicos de las variables; para tal efecto se utilizó el programa Spss 21, el cual nos presenta un resumen de los estadísticos representativos, así como gráficos, diagramas de caja e histogramas. Este proceso se detalla a continuación.

- Representar los datos en figuras y diagramas en vez de analizar directamente listados en formato tabular.
- Identificar observaciones “sospechosas”.
- Calcular los estadísticos descriptivos: resumir los datos.

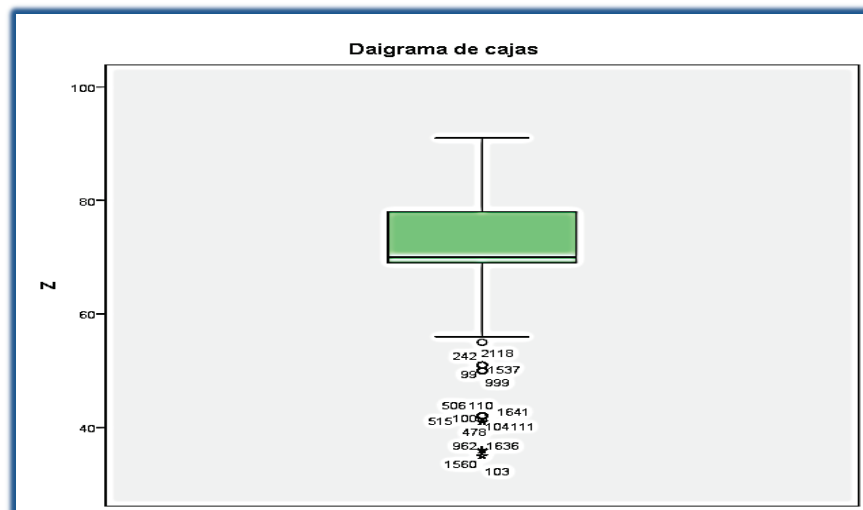
¹⁷ Estos programas realizan la exploración, modelado de semivariogramas, y el análisis estructural de datos espaciales.

- Datos geográficos: controlar la posición.
- Identificar las poblaciones.

TABLA 3.1 Descriptivos de los delitos en Pichincha

		Estadístico	Error típ.
Z	Media	70,60	,083
	Intervalo de confianza para la media al 95%	Límite inferior Límite superior	70,44 70,77
	Media recortada al 5%	71,39	
	Mediana	70,00	
	Varianza	78,006	
	Desv. típ.	8,832	
	Mínimo	35	
	Máximo	91	
	Rango	56	
	Amplitud intercuartil	9	
	Asimetría	-1,355	,023
	Curtosis	4,317	,046
	Coef. de variación	12,5%	

GRÁFICO 3.1 Diagrama de Caja del Delito en Pichincha

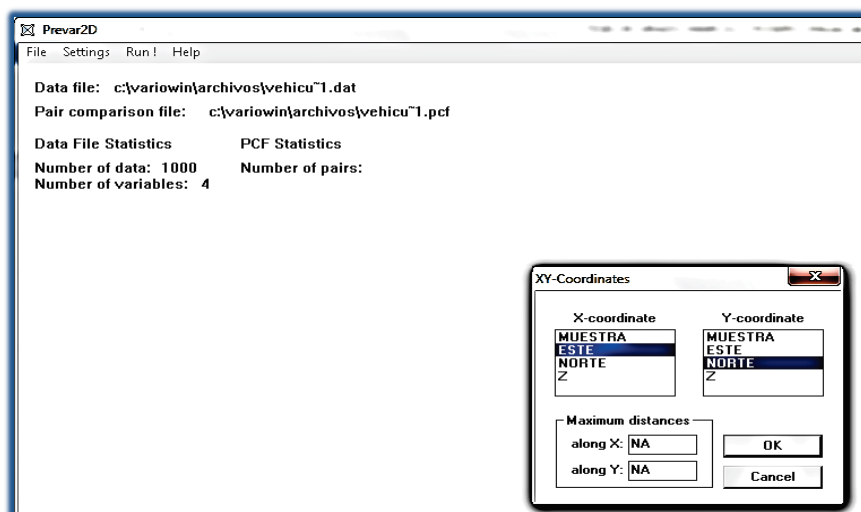


En el diagrama de cajas y el histograma se observan datos atípicos los cuales se excluyeron en el análisis estructural y la respectiva predicción de cada una de las variables. Por otro lado se realizó la prueba de normalidad de la variable.

Este programa consta de tres subprogramas que deben ejecutarse en forma secuencial. El primero denominado Prevar 2D, en el cual es necesario designar las correspondientes columnas que indican las coordenadas georeferenciadas.

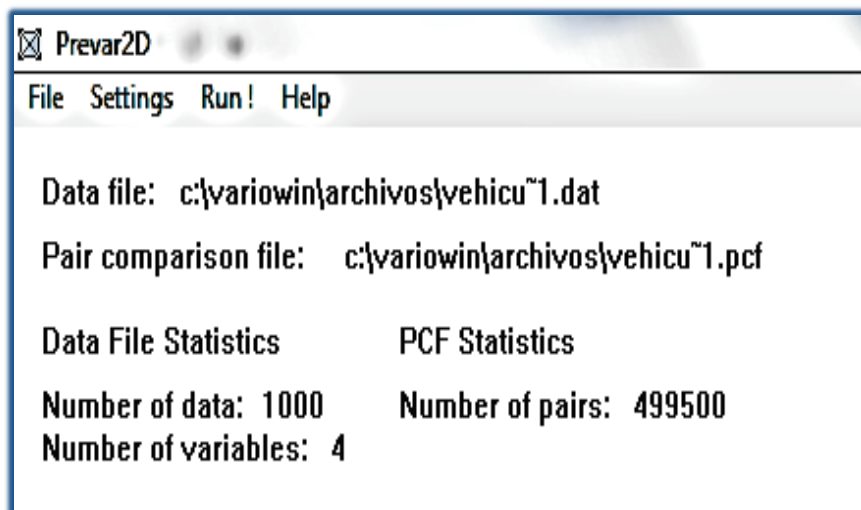
Ir a la opción Settings y escoger XY Coordinates, hacer coincidir correctamente en la columna de Coordenada X en la pestaña de ESTE y en la columna de Coordenada Y en la pestaña de NORTE.

FIGURA 3.2 Ventana de asignación de las coordenadas de los puntos muestreados



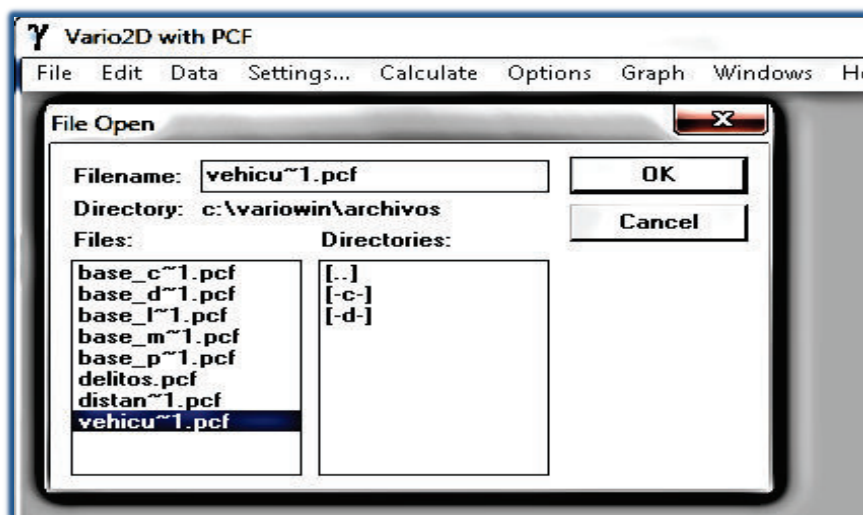
Aceptar e ir a la opción Run, el cual calcula automáticamente el número de combinaciones posibles entre los datos del muestreo. También genera el archivo de extensión *.pcf a ser utilizado en el siguiente módulo.

FIGURA 3.3 Corrida del archivo *.dat



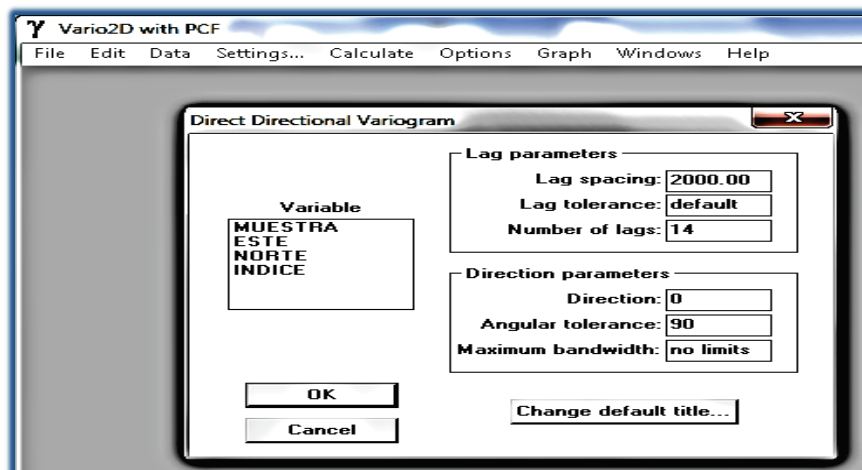
Se ingresa al módulo Vario 2D en donde se ubica el archivo *.pcf en el directorio desplegado.

FIGURA 3.4 Cargar el archivo *.pcf en el Vario 2D



En la pestaña Calculate escoger la opción Directional Variogram y se despliega la siguiente ventana.

FIGURA 3.5 Fijación de parámetros del semivariograma experimental

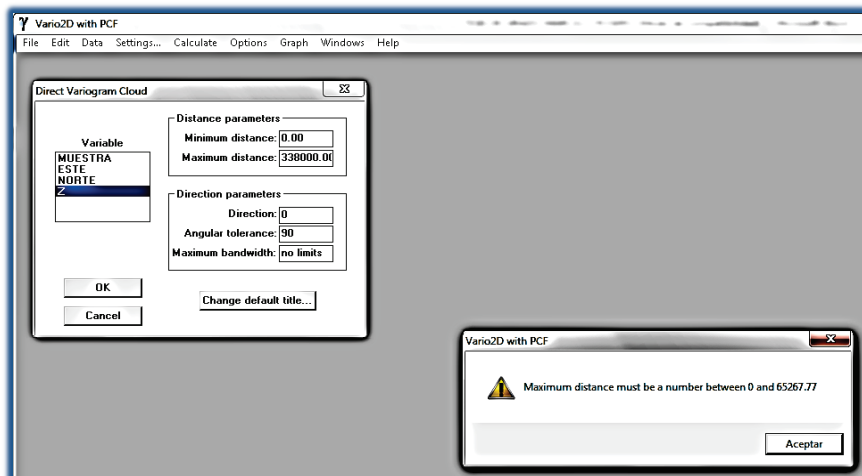


Escoger la variable correspondiente al análisis que se está realizando, también se asignan los valores de Lag spacing y Number of Lags los cuales se calculan de acuerdo a la siguiente fórmula.

$$\text{Lag size} * \text{number lag} = \frac{1}{2} \text{ distancia máxima.}$$

Previamente se debe contar con el valor de la distancia máxima para lo cual es necesario ir a la pestaña Calculate y escoger la opción Variogram Cloud. Una vez escogida la variable de estudio, en el recuadro de Máximum distance se ingresa un valor exagerado y el programa automáticamente despliega el valor¹⁸ en una ventana de diálogo, como se ve en el siguiente gráfico.

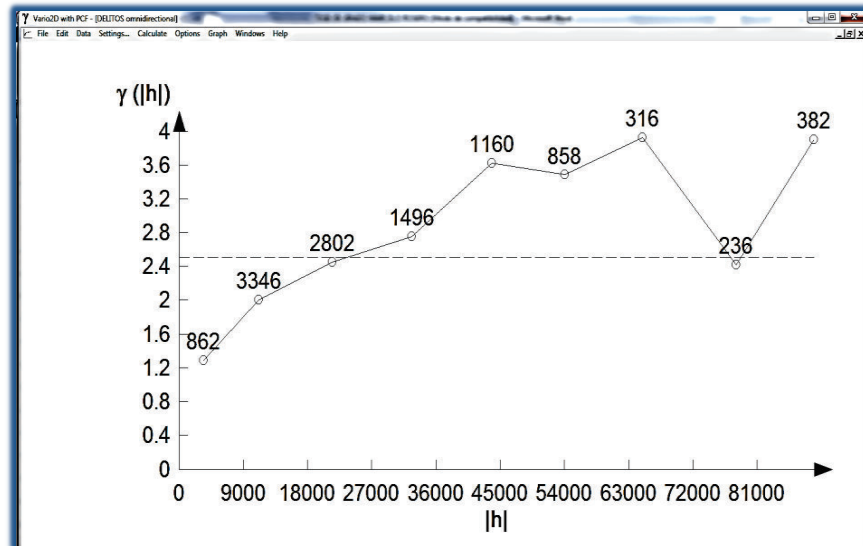
FIGURA 3.6 Verificación de la distancia máxima mediante el cálculo de la nube del semivariograma



¹⁸ Es la máxima distancia que puede tener el variograma

Una vez ingresados todos los valores mencionados se escoge OK y se despliega el gráfico del semivariograma experimental.

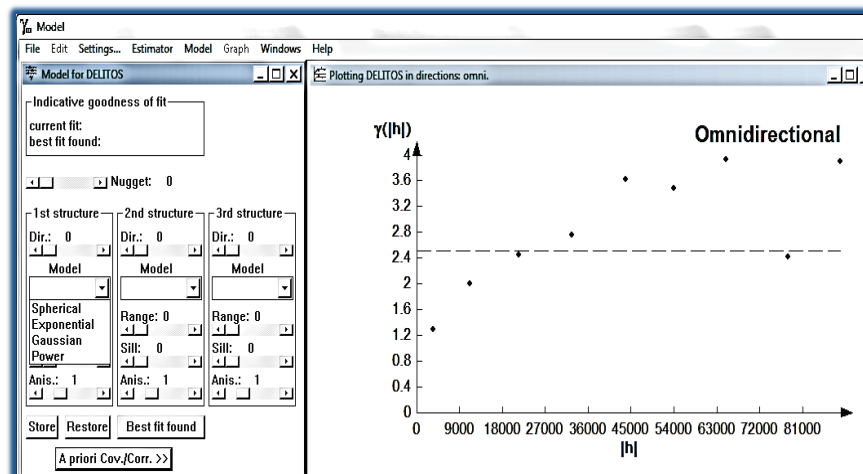
FIGURA 3.7 Semivariograma experimental del delito en la Provincia de Pichincha



En la pestaña File escoger Save as y guardar el archivo con extensión *.var el cual será utilizado en el siguiente módulo. El último subprograma es el Model, que permite realizar de forma interactiva el ajuste a un modelo teórico de variograma experimental, obtenido previamente por el subprograma Vario 2D.

Los modelos a los que se puede optar con este programa son: el semivariograma esférico, exponencial, gaussiano y potencia.

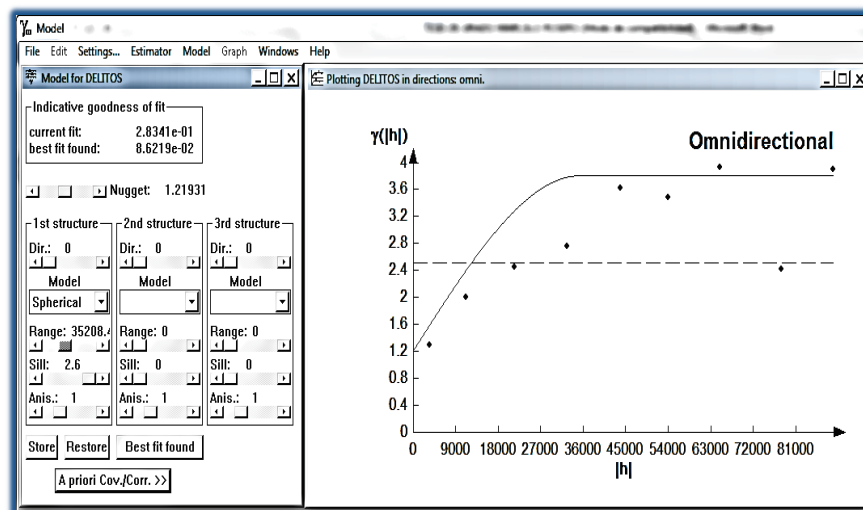
FIGURA 3.8 Selección del modelo que se ajusta al semivariograma experimental de los delitos en Pichincha



Primero se escoge el modelo de acuerdo a la tendencia que más se asemeja al semivariograma calculado.

Se procede a mover la barra de valores de Efecto Pepita (Nugget), Rango (Range) y Meseta (Sill), la calidad del ajuste al variograma experimental será mejor hasta cuando el valor IGF (Indicative goodness of fit o Índice de bondad de ajuste) sea el más aproximado a cero.

FIGURA 3.9 Fijación de los parámetros del semivariograma teórico de los delitos en Pichincha



Una vez realizado este análisis estructural, se obtienen los siguientes parámetros del semivariograma modelado a partir del variograma experimental: Modelo del semivariograma, efecto pepita, el rango y la meseta.

Con este procedimiento se han obtenido los parámetros del semivariograma ajustado con los cuales se realizará la predicción espacial con la ayuda del programa ArcGis 10.1

Esta etapa se resume en los siguientes pasos:

- Cuantificación de la correlación espacial y su estructura.
- Cálculo del semivariograma muestral o experimental.

- Análisis e interpretación.
- Ajuste a un modelo teórico.

3.2.3 PREDICCIÓN ESPACIAL.

Se tienen las intensidades de los delitos en una provincia en particular (Pichincha) durante un período determinado. La configuración de dichos delitos se presenta distribuida por circuitos que son una división geográfica determinada por Senplades, con la cual están trabajando entidades del área de seguridad, social y salud. Al lado de cada punto, las coordenadas espaciales se dan como (x,y), si están en un sistema de coordenadas geográficas o sistemas UTM cuya unidad de medida es el metro.

Para predecir un valor no muestreado en el mapa, por ejemplo, la localidad $x=1, y=4$, coordenada (1,4). La ecuación tomará la forma de:

$$Z(s) = \mu + \varepsilon(s)$$

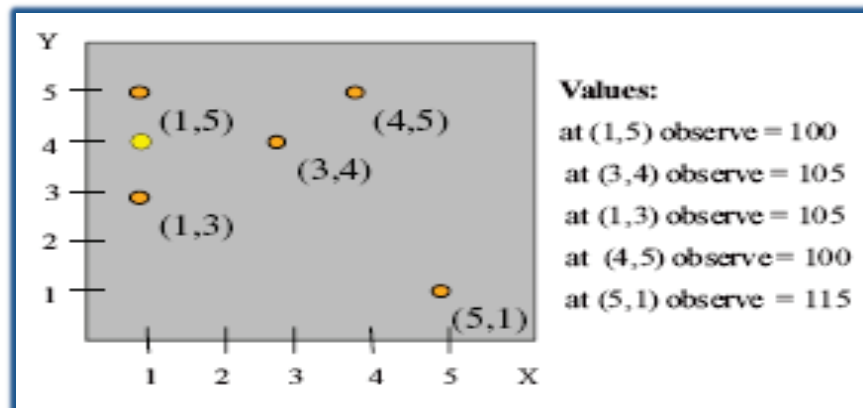
Donde:

(x,y) es la localidad o circuito.

Z(s) es la frecuencia del delito.

Por ejemplo, un delito ocurrido en el circuito "x" con ubicación geográfica $s=(1,5)$; y Z(s) es el valor que toma la frecuencia del delito, la intensidad de los delitos ocurridos en un circuito "x" igual a 100, su expresión queda así: $Z(1,5)=100$

FIGURA 3.10 Sistemas de Coordenadas Geográficas



El predictor toma la forma como una suma de pesos de las observaciones o datos, así:

$$Z(S_o) = \sum_{i=1}^N \lambda_i Z(s_i)$$

Dónde:

$Z(s_i)$ es el valor medido en el circuito i -ésimo, por ejemplo, $z(1,5) = 100$

λ_i es el peso desconocido para el valor medido en el circuito i -ésimo

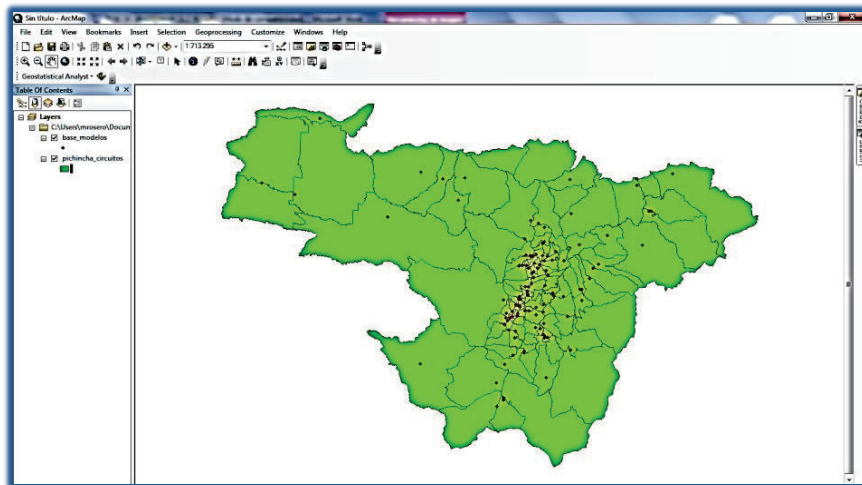
S_o es la predicción del circuito, por ejemplo, (1,4).

N es el número de observaciones o valores medidos.

El problema consiste en predecir espacialmente un valor no muestreado o no observado en el área de estudio, por ejemplo, predecir una intensidad de los delitos en una región en donde no se ha observado ningún evento en la ocurrencia del delito¹⁹.

Para este proceso se utiliza el software ArcGis 10.1, en el cual mediante el comando Geostatistical Analysis (Análisis geoestadístico) se realiza el mapa de predicción y el modelamiento de la variable, siguiendo el siguiente proceso:

FIGURA 3.11 Carga del Mapa de la Provincia de Pichincha en Circuitos



Cargar desde un proyecto nuevo de ArcMap la base de datos de las muestra con su respectivo identificador, ubicación y frecuencia del delito en cada uno de los circuitos de la provincia de Pichincha.

¹⁹ Un modelo Geoestadístico para predecir la criminalidad en el Salvador, Licenciado Welman Rosa

Exportar a un archivo de tipo shape con el respectivo sistema de referencia en el que se está trabajando.

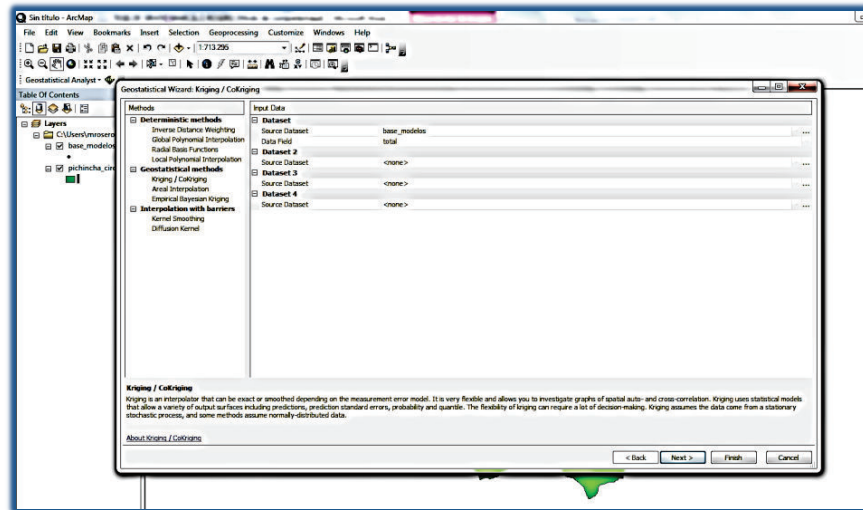
FIGURA 3.12 Base de Datos delitos

Id	Shape	Intercod_U	Intercod_M	Circuito	ROBO A CAR	ROBO A LOC	ROBO A DEL	ROBO (COM)	Total
1	Punto	770503,903933	996062,413998	AEROPUERTO	0	32	108	70	204
2	Punto	763934,050405	996763,920499	ALANGAÑI	0	5	19	47	71
3	Punto	770632,907198	996809,977308	ALDAS	0	1	8	7	16
4	Punto	777667,611801	996263,669963	AMAGUANA CENTRO	13	2	13	14	42
5	Punto	773490,741206	997050,917999	ANGELA	22	14	36	30	113
6	Punto	773482,215188	996839,81893	BARRO NUEVO	25	19	55	31	130
7	Punto	767616,10466	996111,308124	BELLAVISTA DE CALDERON	10	4	10	17	41
8	Punto	779606,134974	10001295,749518	CALACALI	1	0	2	7	10
9	Punto	764035,95742	996810,851036	CALDERON	27	17	37	30	111
10	Punto	815197,899998	9963173,188515	CANAGUA	0	0	1	1	2
11	Punto	763919,047748	996897,876783	CANARINHO	7	2	6	4	19
12	Punto	781330,375552	9960128,181034	CARLEN	29	14	108	73	294
13	Punto	817233,205895	10004419,801005	CAYAMBE NORTE	2	12	11	20	45
14	Punto	772433,205895	1000441,1484258	CAYAMBE SUR	3	12	20	31	66
15	Punto	774840,6841208	997244,917090	CAYAMBE HISTORICO	114	60	449	192	815
16	Punto	779602,785195	996523,23527	CHECA	1	0	3	2	6
17	Punto	77481,261388	997139,708428	CHIBULLO	26	10	38	13	87
18	Punto	771893,208442	996947,660925	CHILDOGALLO	29	10	60	43	139
19	Punto	776303,20819	997284,1481058	CHIRIACALI	24	32	93	42	191
20	Punto	777900,316490	9968648,177178	COCHABAMBA	10	5	47	30	92
21	Punto	779506,33118	996999,22754	COLINAS DEL NORTE	0	5	26	5	36
22	Punto	761324,24827	997031,1330763	CONCOCIO NORTE	26	11	43	60	140
23	Punto	771249,946105	996637,631198	CONCOCIO SUR	0	4	8	4	16
24	Punto	77444,145036	996687,720432	COTACOLLAS	50	35	164	82	331
25	Punto	78377,83434	997401,717841	CUMBYVA SUR	0	2	7	4	18
26	Punto	803996,231377	996927,249818	CURIBAMBA	0	0	1	1	2
27	Punto	773970,621642	995710,889531	CUTIGALGUA	4	14	14	6	38
28	Punto	750112,746993	995393,146748	DAMMER	18	10	54	24	106
29	Punto	771357,175931	996725,372251	EGUATORIANA	26	6	29	25	86
30	Punto	776909,406797	997440,164303	EL BOSQUE	42	29	201	103	395
31	Punto	775493,510857	997035,941799	EL CALZADO	20	11	49	31	111
32	Punto	780258,548005	996935,744765	EL CONDADO	15	24	74	40	153
33	Punto	782448,179484	996976,990482	EL MIRADOR	17	0	24	10	59
34	Punto	778106,121867	997606,731705	EL PLACER	10	13	56	26	104
35	Punto	813549,030693	10014903,671032	EL PRADO	0	1	3	1	5
36	Punto	763694,36527	996185,703027	EL TAJADO	12	12	73	23	120
37	Punto	777767,700247	997132,329692	FERRIOVARA	18	4	38	19	79
38	Punto	76171,124141	1001483,714784	GUALA	0	0	0	0	0
39	Punto	772672,098438	996834,495031	GUAMANI	48	13	46	54	161
40	Punto	763637,774439	997133,399762	GUANACAYO	1	0	4	1	6
41	Punto	789527,175995	996343,789396	GUAYLLABAMBA	4	7	5	6	22
42	Punto	779998,144183	996504,363045	INAGUITO	5	85	817	70	1065
43	Punto	770108,463493	997040,396097	ITCHAMBA	24	67	67	67	265
44	Punto	760726,567845	995261,251407	JEPICAPA	75	30	292	75	472
45	Punto	760224,111718	994842,368097	KENNERLY	43	18	92	38	191
46	Punto	770989,993881	996749,467765	LA BELLA	28	13	43	20	103
47	Punto	774886,208815	997447,234869	LA BELLA	6	4	26	13	49
48	Punto	778778,432981	997776,661022	LA MARIACA	63	74	724	78	939
49	Punto	771456,208815	996954,702978	LA MARIACA	2	0	1	0	3
50	Punto	784013,103896	996422,516189	LA PAMPA	0	1	0	0	1
51	Punto	771067,204498	996109,842348	LA POLICIA	0	0	1	0	1
52	Punto	777820,584047	997025,584044	LAS CASAS	22	15	98	67	193
53	Punto	772493,919741	996896,320067	LAS CUADRAS	25	12	64	19	120

FIGURA 3.13 Base de Datos Distritos y Circuitos

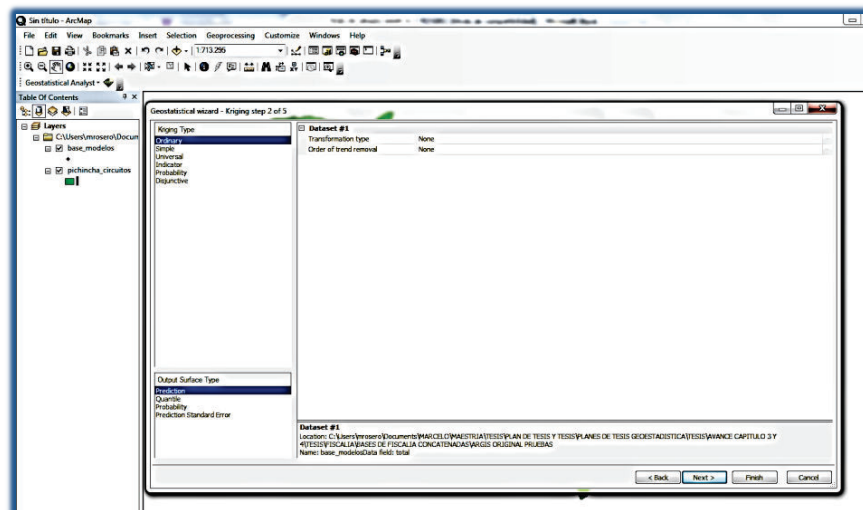
Id	Shape	OBJECTO	COD_DISTR	COD_CIRCU	NAM_DISTR	NAM_CIRCU	DPA_PROV	DPA_DEPRO	COD_CANT	SHAPE_Leng	SHAPE_Area	ZONA	COMANDO
1	Polygon	2271	10005	000001	LAS GOLONDRAS	LAS GOLONDRAS	17	PTCHICA		11854,86063	1448098,262	ZONA	SP
2	Polygon	3699	17003	17003C15	LA DELICIA	LA PAMPA	DMA	DMA		2934,434774	10061830,9998	ZONA	SP
3	Polygon	3101	17003	17003C16	LA DELICIA	CALACALI	DMA	DMA		8161,2317927	10002930,796	ZONA	SP
4	Polygon	3101	17003	17003C17	LA DELICIA	CARLEN	DMA	DMA		1677,627841	8819480,71482	ZONA	SP
5	Polygon	3103	17003	17003C18	LA DELICIA	EL MIRADOR	DMA	DMA		1827,656861	10003919,986	ZONA	SP
6	Polygon	3103	17003	17003C19	LA DELICIA	EL BOSQUE	DMA	DMA		773,282521	2119819,74282	ZONA	SP
7	Polygon	3104	17004	17004C01	MANUELA SAEZ	COLINAS GOLLACCO	DMA	DMA		2037,617111	10003700,386	ZONA	SP
8	Polygon	3105	17004	17004C02	MANUELA SAEZ	PUENAS	DMA	DMA		6249,917762	3159735,09942	ZONA	SP
9	Polygon	3107	17004	17004C04	MANUELA SAEZ	PANDELLO	DMA	DMA		781,382584	187483,80592	ZONA	SP
10	Polygon	3108	17004	17004C05	MANUELA SAEZ	QUENTO HISTORICO	DMA	DMA		8674,464627	204330,0498	ZONA	SP
11	Polygon	3109	17004	17004C06	MANUELA SAEZ	SAN JUAN	DMA	DMA		9323,251031	2204373,35214	ZONA	SP
12	Polygon	3110	17004	17004C07	MANUELA SAEZ	SAN JUAN	DMA	DMA		2485,547448	1000174,7412	ZONA	SP
13	Polygon	3111	17004	17004C08	MANUELA SAEZ	ITCHIMBA	DMA	DMA		29433,868088	10514450,5271	ZONA	SP
14	Polygon	3112	17004	17004C09	MANUELA SAEZ	LA BELLA	DMA	DMA		2849,366468	1000127,8168	ZONA	SP
15	Polygon	3113	17004	17004C10	EUGENIO ESPEJO	LA MARIACA	DMA	DMA		6209,341492	2042530,8902	ZONA	SP
16	Polygon	3114	17004	17004C11	EUGENIO ESPEJO	ARAUQUITO	DMA	DMA		18173,2699	296827,8168	ZONA	SP
17	Polygon	3115	17004	17004C12	EUGENIO ESPEJO	UNIVERSITARIO	DMA	DMA		10904,446688	2445405,0071	ZONA	SP
18	Polygon	3116	17004	17004C13	EUGENIO ESPEJO	SAN JUAN DEL INCA	DMA	DMA		27452,1499	498670,9997	ZONA	SP
19	Polygon	3117	17004	17004C14	EUGENIO ESPEJO	EL BOSQUE	DMA	DMA		2954,243088	2041775,8353	ZONA	SP
20	Polygon	3118	17004	17004C15	EUGENIO ESPEJO	DAMBA	DMA	DMA		80664,1023	2036112,8688	ZONA	SP
21	Polygon	3119	17004	17004C16	EUGENIO ESPEJO	KENNERLY	DMA	DMA		10104,403664	4201395,8314	ZONA	SP
22	Polygon	3120	17004	17004C17	EUGENIO ESPEJO	NAYVE	DMA	DMA		2464,917117	18113704,0893	ZONA	SP
23	Polygon	3121	17004	17004C18	EUGENIO ESPEJO	RAQUITO	DMA	DMA		21087,902727	14821034,2624	ZONA	SP
24	Polygon	3122	17004	17004C19	EUGENIO ESPEJO	COCHABAMBA	DMA	DMA		24903,789587	2096294,4541	ZONA	SP
25	Polygon	3071	17001	17001C01	NANEGAL	PACTO	DMA	DMA		8968,875751	347189309,692	ZONA	SP
26	Polygon	3072	17001	17001C02	NANEGAL	QUILA	DMA	DMA		8110,469878	203661609,398	ZONA	SP
27	Polygon	3073	17001	17001C03	NANEGAL	NANEGAL	DMA	DMA		96507,12778	243196959,761	ZONA	SP
28	Polygon	3074	17001	17001C04	NANEGAL	NANEGALITO	DMA	DMA		6771,5615441	1246679,0389	ZONA	SP
29	Polygon	3075	17001	17001C05	CALDERON	LOS LANOS	DMA	DMA		1814,218782	1164811,3072	ZONA	SP
30	Polygon	3076	17001	17001C06	CALDERON	CALDERON	DMA	DMA		19969,264888	7820918,62311	ZONA	SP
31	Polygon	3077	17001	17001C07	CALDERON	SAN JUAN DE CALDERON	DMA	DMA		1341,967847	5801419,9374	ZONA	SP
32	Polygon	3078	17001	17001C08	CALDERON	BELLAVISTA DE CALDERON	DMA	DMA		12215,248754	4804694,69092	ZONA	SP
33	Polygon	3079	17001	17001C09	CALDERON	LA CAJAS DE SAN FRANCISCO	DMA	DMA		3030,663005	1071961,424	ZONA	SP
34	Polygon	3080	17002	17002C01	CALDERON	OTACOCO	DMA	DMA		3173,424346	20897636,8906	ZONA	SP
35	Polygon	3081	17002	17002C02	CALDERON	CABAQUINGO	DMA	DMA		9609,807031	1426647,8861	ZONA	SP
36	Polygon	3082	17002	17002C03	CALDERON	BUENITERRERO	DMA	DMA		13408,241163	8455780,89824	ZONA	SP
37	Polygon	3083	17002	17002C04	CALDERON	PIELLO CHICO	DMA	DMA		16901,31366	7996471,70118	ZONA	SP
38	Polygon	3084	17002	17002C05	CALDERON	GUAYLLABAMBA	DMA	DMA		46208,292527	5444192,819	ZONA	SP
39	Polygon	3085	17002	17002C06	LA DELICIA	PUENAS	DMA	DMA		4344,246693	6209332,8413	ZONA	SP
40	Polygon	3086	17003	17003C01	LA DELICIA	PERUCHO	DMA	DMA		56938,167695	82209284,4207	ZONA	SP
41	Polygon	3087	17003	17003C02	LA DELICIA	SAN JOSE DE BRAS OCCIDENTE	DMA	DMA		58146,230111	102023301,511	ZONA	SP
42	Polygon	3088	17003	17003C03	LA DELICIA	SAN JOSE DE BRAS OCCIDENTE	DMA	DMA		7218,402462	205421827,188	ZONA	SP
43	Polygon	3089	17003	17003C04	LA DELICIA	LA BELLA	DMA	DMA		3483,962629	29615480,5461	ZONA	SP
44	Polygon	3090	17003	17003C05	LA DELICIA	COLINAS DEL NORTE	DMA	DMA		29491,34213	1799691,6652	ZONA	SP
45	Polygon	3091	17003	17003C06	LA DELICIA	MIRA DEL REIRO	DMA	DMA		8230,893728	1399915,7993	ZONA	SP
46	Polygon	3092	17003	17003C07	LA DELICIA	EL CONDADO	DMA	DMA		8376,12852	2027435,01533	ZONA	SP
47	Polygon	3093	17003	17003C08	LA DELICIA	SAN ANTONIO ALTO	DMA	DMA		10903,12424	4148398,25084	ZONA	SP
48	Polygon	3094	17003	17003C09	LA DELICIA	SAN ANTONIO BAJO	DMA	DMA		20349,262625	1096965,6378	ZONA	SP
49	Polygon	3095	17003	17003C10	LA DELICIA	LA BELLA	DMA	DMA		8060,263889	3044818,9788	ZONA	SP
50	Polygon	3096	17003	17003C11	LA DELICIA	NONO	DMA	DMA		8448,263889	2142787,9278	ZONA	SP
51	Polygon	3097	17003	17003C12	LA DELICIA	COTOCOLLAS	DMA	DMA		6501,239183	1000187,7708	ZONA	SP
52	Polygon	3098	17003	17003C13	LA DELICIA	POMASQUI	DMA	DMA		13068,487473	4728350,222		

FIGURA 3.14 Inicio de la extensión Geostatistical Wizard



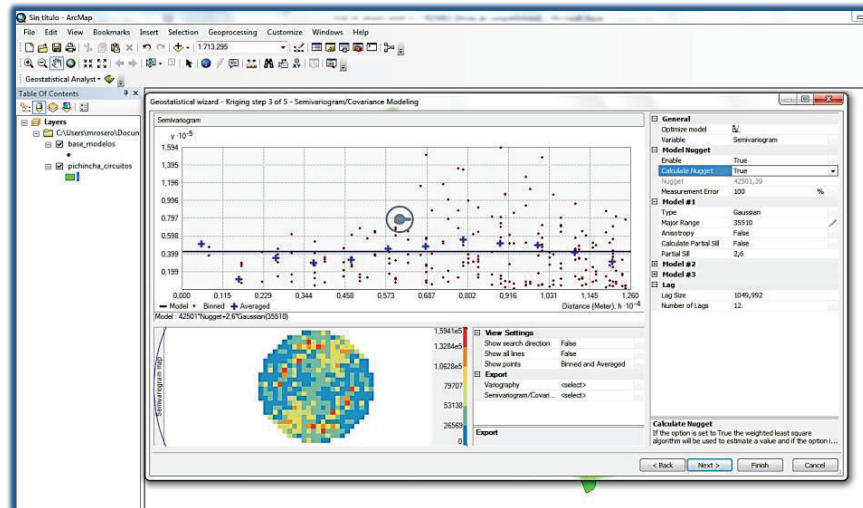
En la ventana seleccionar kriging y en input data seleccionar el shape con los datos, en la pestaña Attribute escoger el campo correspondiente a la variable que se está analizando, y se selecciona Next.

FIGURA 3.15 Inicio de la extensión Geostatistical Wizard



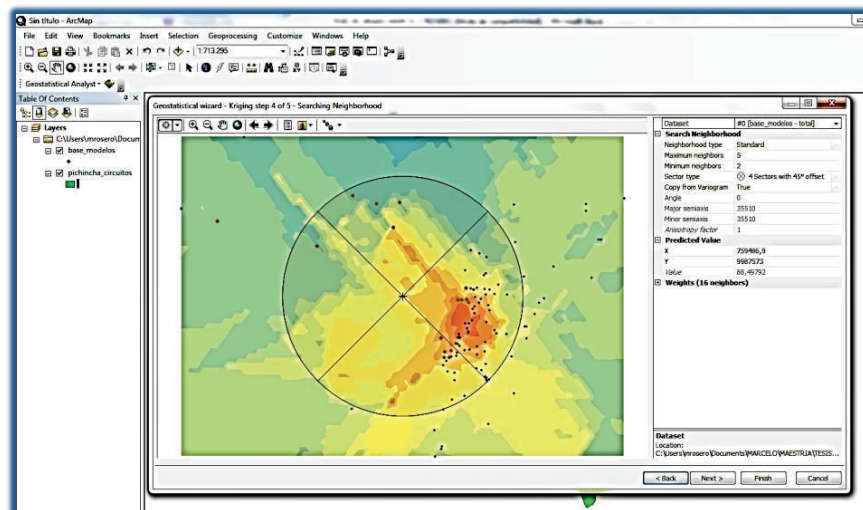
Se tiene la ventana de Semivariogram / Covariance Modeling y es donde se ingresan manualmente los parámetros obtenidos del semivariograma en el programa Variowin 2.21, además de los valores de Lag spacing y Lag number.

FIGURA 3.16 Selección del Semivariograma y fijación de sus parámetros.



En la siguiente ventana de Searching Neighborhood, se presentan el número de vecinos que se toman para el cálculo de valores donde no existen mediciones, se debe dejar por defecto, porque se despliega el mapa de predicción con los puntos de coordenadas y su respectivo valor Z por esta razón no se cambia la configuración y hacer clic en Next.

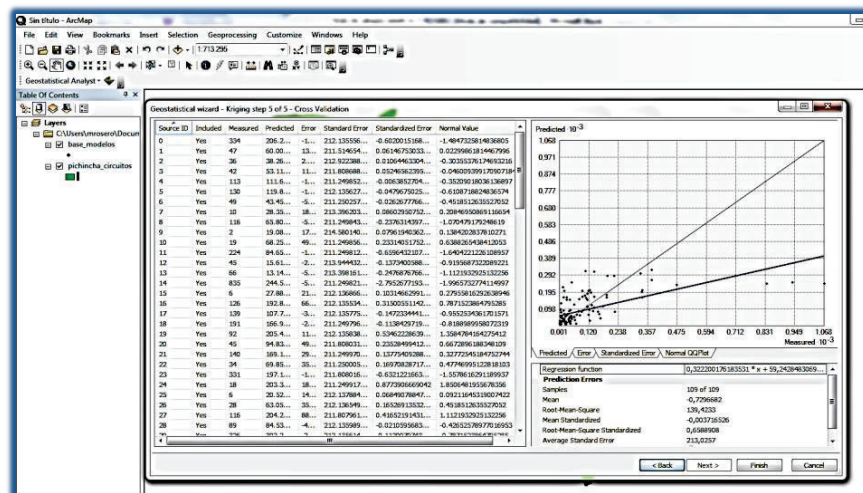
FIGURA 3.17 Búsqueda del vecino más cercano.



Se despliega la ventana Cross Validation donde se puede apreciar la calidad del modelo de acuerdo a los valores dados en la sección de Prediction Errors. El Root-Mean-Square es el resultado de la suma de las distancias cuadradas entre los valores medidos y modelados a la raíz. El average Standard Error representa el

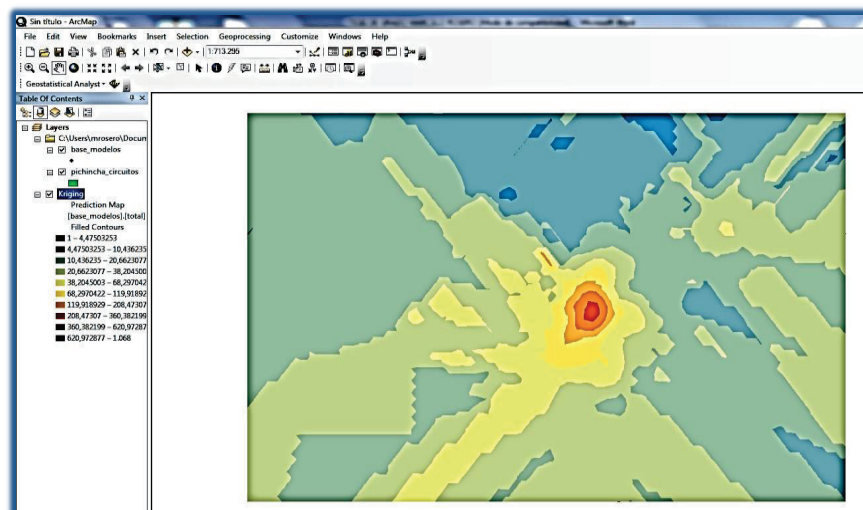
error promedio que existe al calcular un número arbitrario de modelos con los datos. Mientras más cerca estos valores se encuentran a los valores de estos dos parámetros mucho mejor es el modelo. También indica el Root Mean Square Standardized el cual al ser un valor más cercano a 1 es un indicador de un buen modelo.

FIGURA 3.18 Validación cruzada y errores de predicción.



Se obtiene finalmente una capa tipo raster como resultado de la predicción espacial para la variable en cualquier punto dentro del área de estudio. A partir de esto se realizará un mapa de concentraciones del delito en la Provincia de Pichincha.

FIGURA 3.19 Mapa raster de Predicción



3.2.4 CALCULO DE LA VARIABLE Z.²⁰

Para calcular la variable Z, llamada índice de violencia se tomó en cuenta las variables que dan información del nivel de criminalidad en el delito ocurrido.

Las variables de apoyo son cualitativas (Modalidad del delito, arma y agresión). En este caso se asume que la variable adopta en cada punto un valor ponderado correspondiente al valor de la variable de apoyo en ese punto. Estos métodos se basan en una serie de premisas que no se cumplen necesariamente:

1. Las variaciones de Z dentro de las diferentes clases de V son aleatorias y no autocorrelacionadas espacialmente.
2. Z está normalmente distribuida en cada clase y su media y varianza es la misma.
3. Los cambios en la variable Z en las fronteras entre clases se producen de forma brusca.

El resultado es equivalente a una reclasificación que produce un mapa en el que los diferentes valores de V se transforman en valores de Z de acuerdo a la ponderación de la siguiente tabla.

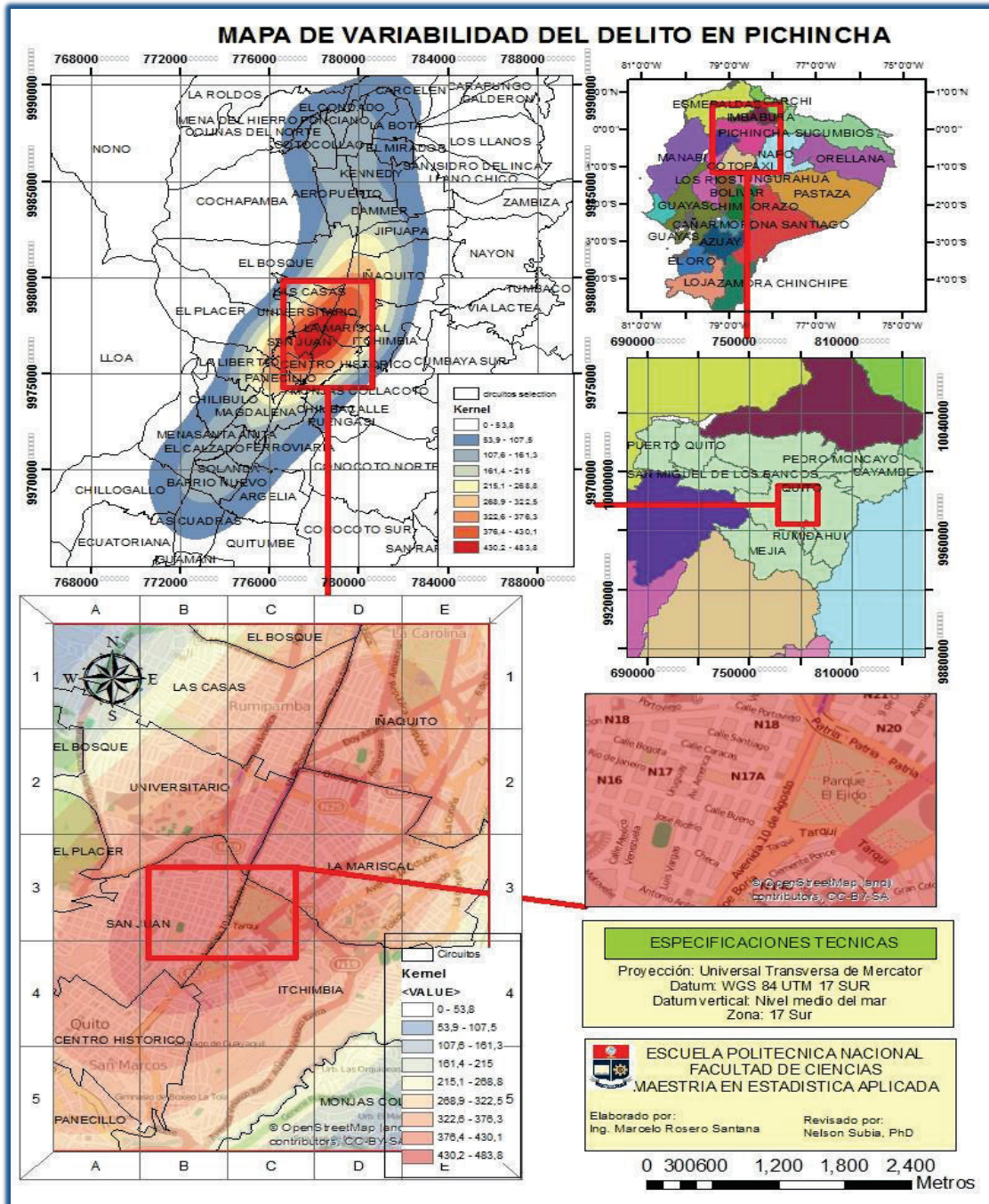
PONDERACIÓN DEL ÍNDICE DE VIOLENCIA					
MODALIDAD	20%	ARMA	40%	AGRESIÓN	40%
AMENAZA	1	CONTUNDENTE	1	0	0.3
ARRANCHADORES	0.5	CORTANTE Y/O PUNZANTE	0.7	física	1
ASALTO	1	DE FUEGO	1	ninguna	0
ATRACO	1	NINGUNO	0	psicológica	0.7
BUJIAZO	0.5	NULL	0.3		
CARTERISTAS	0.5	OTROS	0.3		
CLIENTEROS	0.2	PSICOTRÓPICAS	0.7		
CUENTEROS	0.2	SIN DATO	0.3		
DESCUIDEROS	0.2	SPRAY	0.5		
ESCALAMIENTO	0.2				
ESTRILES	0.4				
ESTRUCHE	0.4				
FALSAS DOMESTICAS	0.3				

²⁰ http://www.um.es/geograf/sigmur/sigpdf/temario_6.pdf

HACKER	0.5			
HORAMEN	0.5			
LANZAS	0.2			
PAQUETEROS	0.5			
RESIDENCIAS	0.5			
ROBO EXPRESS	0.7			
SACAPINTAS	1			
SUSTANCIAS PSICOTRÓPICAS	0.7			
TARJETEROS	0.5			
TUMBA PUERTAS	1			
VEHÍCULO EN MOVIMIENTO	0.7			
VEHÍCULO ESTACIONADO	0.7			

3.3 CREACIÓN DEL MAPA TEMÁTICO Y DE PUNTOS CALIENTES DE LA VARIABILIDAD DE INDICADORES DE LOS DELITOS EN PICHINCHA (ROBO DE VEHÍCULOS, A LOCALES COMERCIALES, A PERSONAS Y A DOMICILIOS)

MAPA 3.1 Mapas de puntos calientes



CAPÍTULO 4

ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS

4.1. INTERPRETACIÓN DE LOS RESULTADOS

4.1.1 ANÁLISIS GEOESTADÍSTICO

A continuación se presentan los resultados del análisis geoestadístico realizado a cada una de las variables en estudio.

4.1.1.1. Análisis geoestadístico para la variable robo de vehículos

4.1.1.1.1 Análisis exploratorio de datos para la variable robo de vehículos.

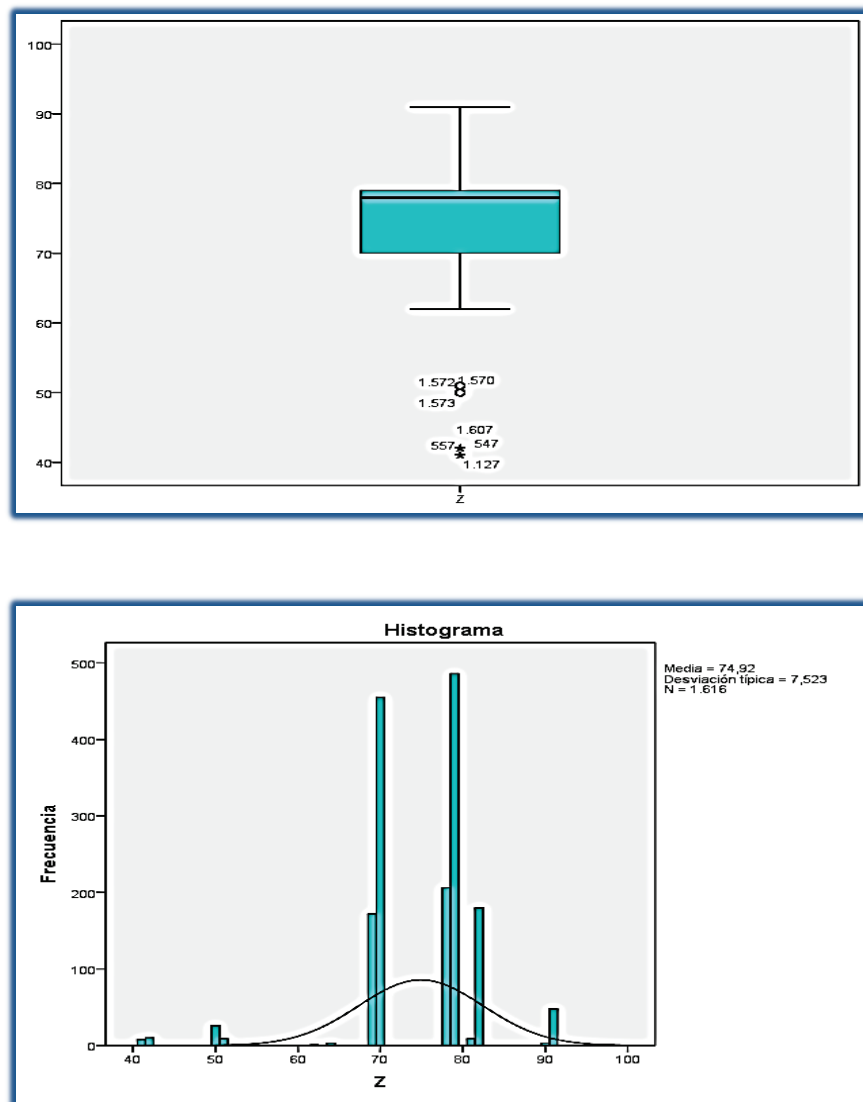
El resultado del análisis exploratorio para la violencia del robo de vehículos se presenta en la siguiente tabla.

TABLA 4.1 Estadísticos descriptivos para la violencia del robo de vehículos

		Estadístico	Error típ.
Z	Media	74,92	,187
	Intervalo de confianza para la media al 95%	Límite inferior Límite superior	
		74,55 75,29	
	Media recortada al 5%	75,35	
	Mediana	78,00	
	Varianza	56,593	
	Desv. típ.	7,523	
	Mínimo	41	
	Máximo	91	
	Rango	50	
	Amplitud intercuartil	9	
	Asimetría	-1,420	,061
	Curtosis	4,724	,122
	Coefficiente de variación	10,07 %	

Esta tabla muestra el resumen estadístico para el robo de vehículos. El coeficiente de variación es de 10,07% lo que indica un valor bajo de variación. Los valores de la media y mediana no se encuentran muy próximos, esto significa que hay valores atípicos. El valor de la asimetría es de -1,42 por lo que presenta una asimetría negativa, esto significa que la cola o el sesgo de la distribución está a la izquierda es decir hay más dispersión y se cumple que $media < mediana < moda$. Pudiéndose apreciar más claramente en el siguiente diagrama de caja e histograma respectivo.

GRÁFICO 4.1 Diagrama de caja e histograma para el robo de vehículos



4.1.1.1.2 Análisis estructural para el robo de vehículos

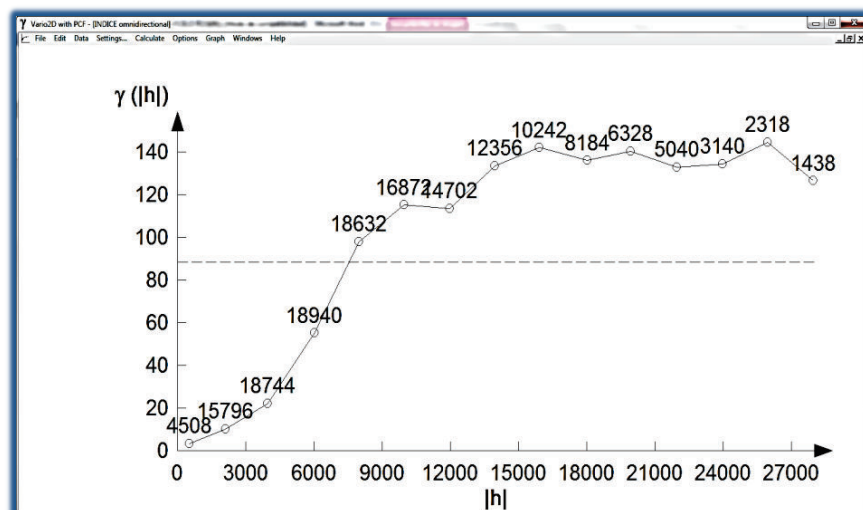
La tabla 4.2 indica los valores del semivariograma experimental para la variable robo de vehículos; se presenta el número de pares para cada distancia h , así como el valor del semivariograma.

La figura 4.1 nos da la representación del semivariograma experimental; en cada punto se encuentra el valor de pares determinados para cada distancia, la línea entrecortada representa la semivarianza total en el análisis estructural, cuyo valor es de 90.

TABLA 4.2 Valores del semivariograma experimental para el robo de vehículos

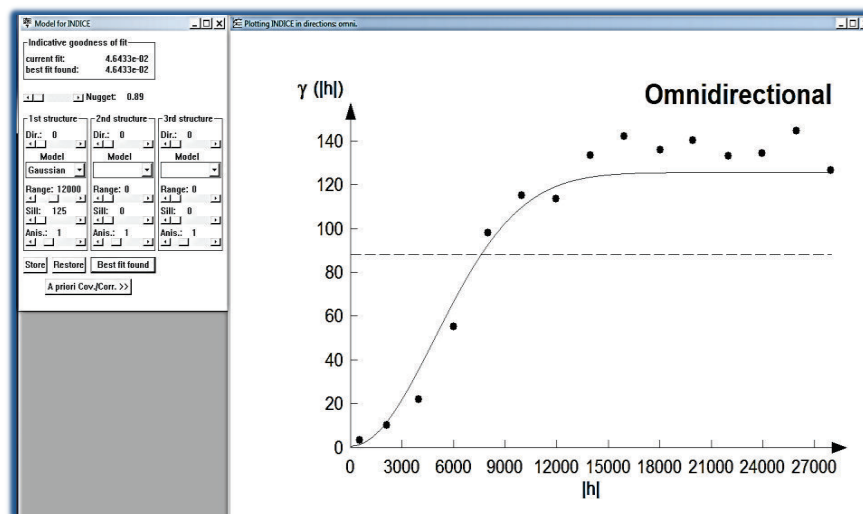
Lag	N Pairs	Mean h	Variogram	Std. Variogram	Covariance	Correlogram	Madogram	mean(+h)	mean(-h)	var(+h)	var(-h)
0	4508	5.38438e+02	3.27196e+00	6.88995e-02	4.42169e+01	9.31100e-01	1.01331e+00	8.31548e+01	8.31548e+01	4.74889e+01	4.74889e+01
1	15796	2.13197e+03	9.98208e+00	2.37490e-01	3.20495e+01	7.62510e-01	1.60300e+00	8.33697e+01	8.33697e+01	4.20316e+01	4.20316e+01
2	18744	3.97539e+03	2.19532e+01	4.81291e-01	2.36599e+01	5.18709e-01	2.46329e+00	8.30086e+01	8.30086e+01	4.56130e+01	4.56130e+01
3	18940	6.02640e+03	5.49882e+01	7.90543e-01	1.45693e+01	2.09457e-01	4.08215e+00	8.20090e+01	8.20090e+01	6.95575e+01	6.95575e+01
4	18632	8.00372e+03	9.79475e+01	9.99711e-01	2.82855e-02	2.86699e-04	5.57793e+00	8.05634e+01	8.05634e+01	9.79758e+01	9.79758e+01
5	16872	9.96550e+03	1.15062e+02	1.17353e+00	-1.70141e+01	-1.73528e-01	6.29007e+00	8.04609e+01	8.04609e+01	9.80484e+01	9.80484e+01
6	14702	1.19793e+04	1.13390e+02	1.21347e+00	-1.99469e+01	-2.13466e-01	6.47402e+00	8.01123e+01	8.01123e+01	9.34432e+01	9.34432e+01
7	12356	1.39720e+04	1.33539e+02	1.38019e+00	-3.67840e+01	-3.80188e-01	7.12455e+00	7.92571e+01	7.92571e+01	9.67543e+01	9.67543e+01
8	10242	1.59239e+04	1.41969e+02	1.49724e+00	-4.71406e+01	-4.97239e-01	7.22076e+00	7.86857e+01	7.86857e+01	9.48207e+01	9.48207e+01
9	8184	1.80225e+04	1.35982e+02	1.45113e+00	-4.22741e+01	-4.51125e-01	6.99279e+00	7.75216e+01	7.75216e+01	9.37080e+01	9.37080e+01
10	6328	1.93264e+04	1.40296e+02	1.42685e+00	-4.19703e+01	-4.26847e-01	7.19216e+00	7.63682e+01	7.63682e+01	9.83262e+01	9.83262e+01
11	5040	2.19751e+04	1.32936e+02	1.39708e+00	-3.77829e+01	-3.97077e-01	7.16210e+00	7.50843e+01	7.50843e+01	9.51526e+01	9.51526e+01
12	3140	2.39694e+04	1.34338e+02	1.43245e+00	-4.05560e+01	-4.32448e-01	7.16624e+00	7.42752e+01	7.42752e+01	9.37822e+01	9.37822e+01
13	2318	2.59581e+04	1.44610e+02	1.60412e+00	-5.44610e+01	-6.04120e-01	7.24461e+00	7.38279e+01	7.38279e+01	9.01494e+01	9.01494e+01
14	1438	2.79581e+04	1.26417e+02	1.48789e+00	-4.14529e+01	-4.87886e-01	6.45341e+00	7.17594e+01	7.17594e+01	8.49644e+01	8.49644e+01

FIGURA 4.1 Semivariograma experimental para el robo de vehículos



La figura 4.2 presenta el variograma teórico, generado en forma interactiva en el programa variowin, con los respectivos valores de los parámetros calculados. Estos valores son: efecto pepita (nugget) = 0,89; el modelo teórico del variograma es el Gaussiano; rango = 12000 y meseta (sill) = 130; se puede apreciar que el valor índice de la bondad de ajuste IGF (Indicative goodness of fit) está próximo a cero lo que muestra una muy buena aproximación.

FIGURA 4.2 Modelo teórico del semivariograma para el robo de vehículos



4.1.1.1.3 Predicción espacial para la variable robo de vehículo

Para crear el mapa de predicción en el programa Arcgis se selecciona la herramienta Geo estadística del Arc toolbox y escogemos la técnica kriging para luego ingresar los parámetros del modelo teórico calculado y ajustado en la herramienta Model del Variowin esta etapa está resumida en la figuras 4.3 y 4.4.

En la figura 4.4 se observa el mapa de predicción generado con los valores calculados y el número de vecinos, cada uno con sus coordenadas respectivas.

FIGURA 4.3 Ingreso de los Parámetros del Modelo en el Arcgis calculados en Variowin

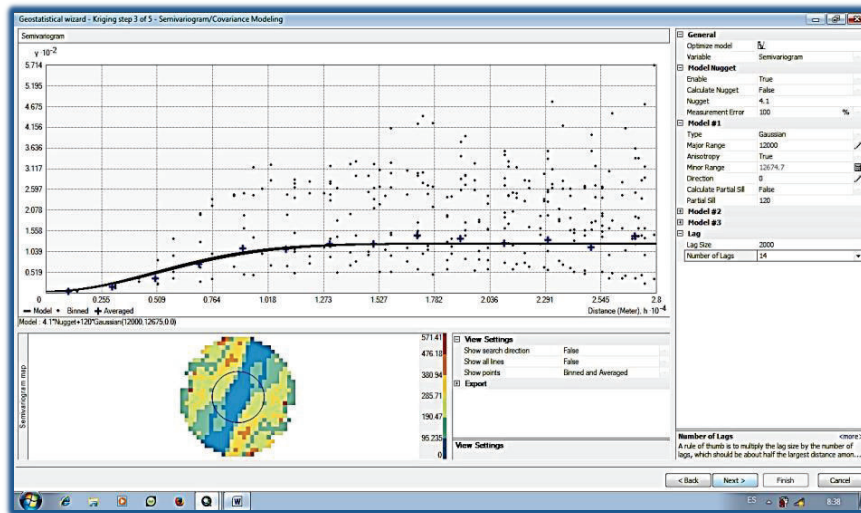
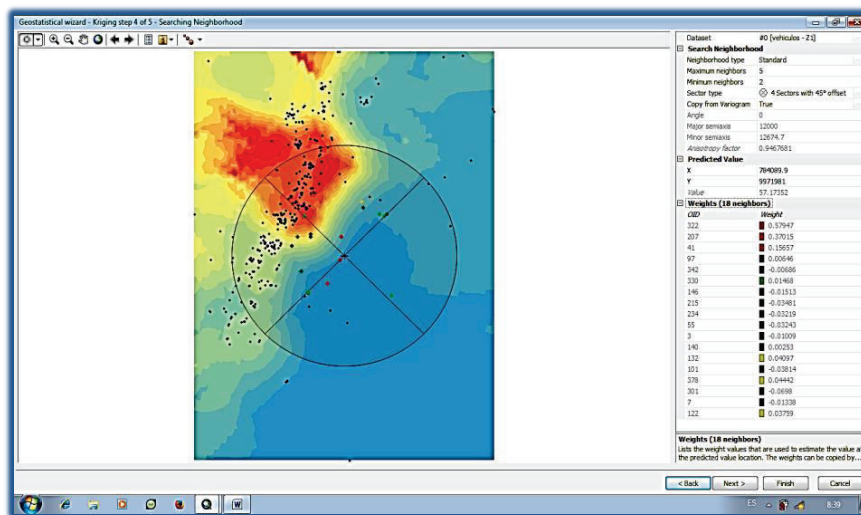


FIGURA 4.4 Predicción de los valores (pesos) y vecinos en el Arcgis

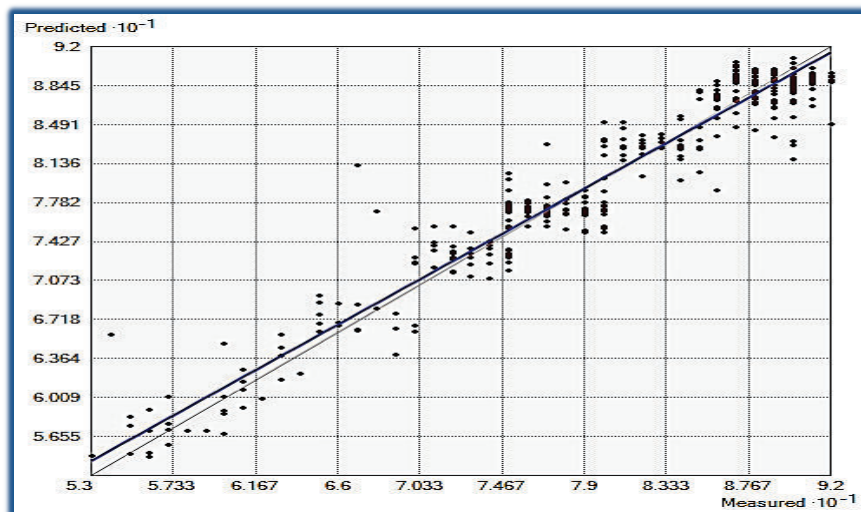


Después de este proceso se tienen como resultado las funciones de regresión de la predicción y errores.

A continuación se observa la función de regresión para la predicción de los valores Z, de los errores y de los errores estandarizados y a su vez los respectivos gráficos y el de normalidad.

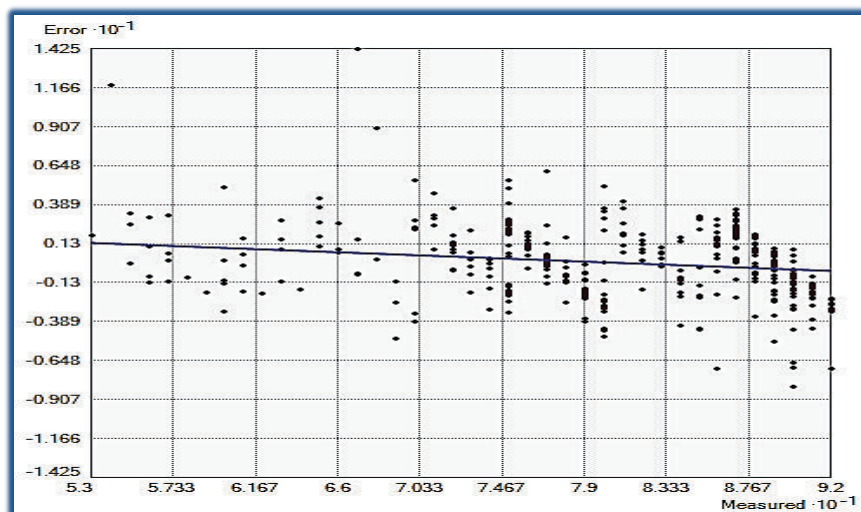
*Función de la Predicción: $Y = 0.952260371274885 * x + 3.87344129820497$*

FIGURA 4.5 Grafico de la Regresión de la Predicción



*Función de los errores: $Y = -0.0477396287251142 * x + 3.87344129820491$*

FIGURA 4.6 Grafico del Error en la Regresión



*Función de errores estandarizados: $Y = -0.0232781505283902 * x + 1.87990158220785$*

FIGURA 4.7 Grafico del Error estandarizado en la Regresión

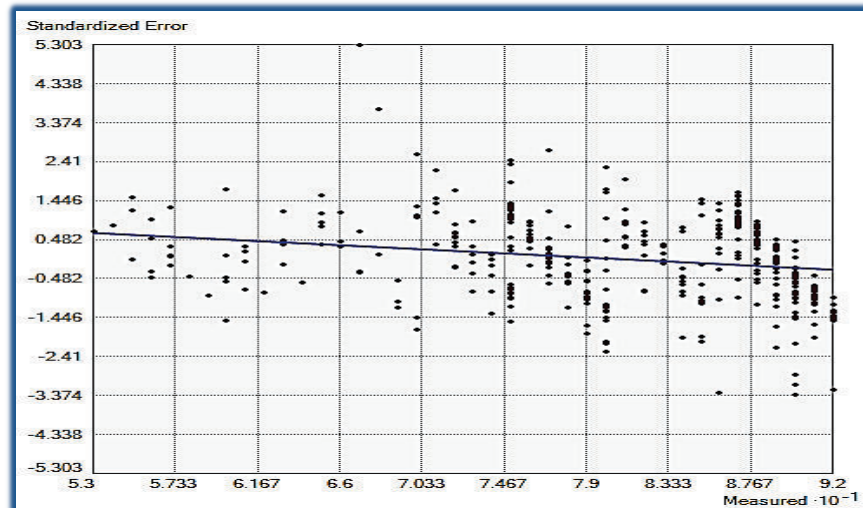
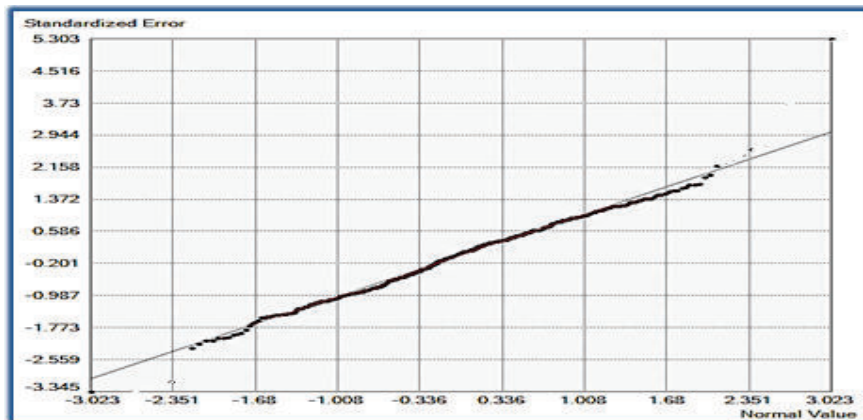


FIGURA 4.8 Grafico de la Normalidad en la Regresión



Prueba de Kolmogorov-Smirnov para los Residuos

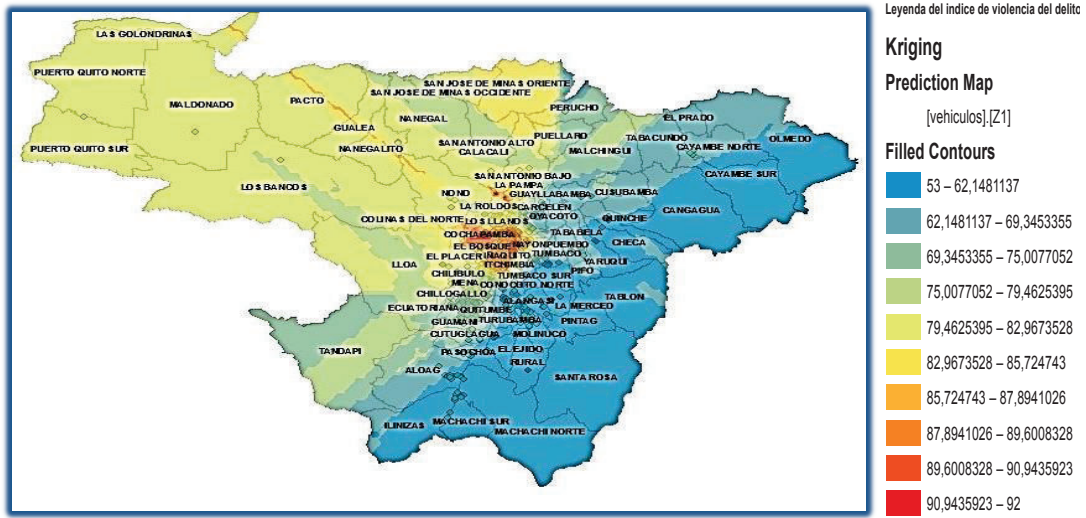
N		400
Parámetros normales ^{a,b}	Media	,0145
	Desviación típica	1,45784
Diferencias más extremas	Absoluta	,044
	Positiva	,044
	Negativa	-,035
Z de Kolmogorov-Smirnov		,582
Sig. asintót. (bilateral)		,618

a. La distribución de contraste es la Normal.

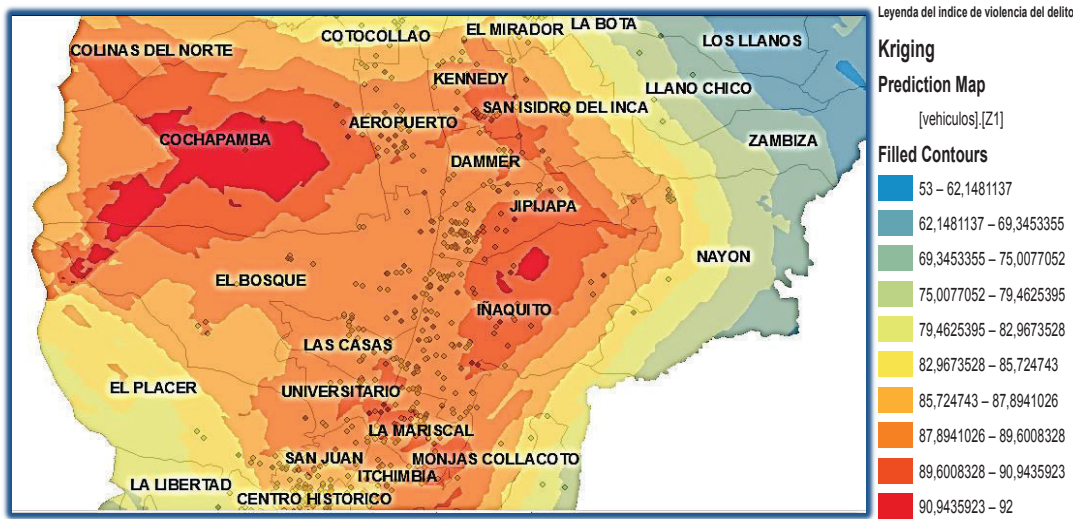
Prueba de Hipótesis: Se acepta la hipótesis de normalidad de los residuos

El mapa 4.1 presenta la estimación espacial de la variable robo de vehículos para cualquier punto en el terreno; se puede observar que en la parte este de la provincia se encuentran los circuitos con menor cantidad y violencia de robo de vehículos; los valores intermedios se encuentran en la parte oeste, mientras que valores más altos se encuentran entre la parte central en el Distrito Metropolitano. En el mapa 4.2 se presentan los circuitos con las cantidades y violencia más altas, entre los cuales están Cochapamba, Iñaquito y la Mariscal.

MAPA 4.1 Mapa de la variabilidad del robo de vehículos



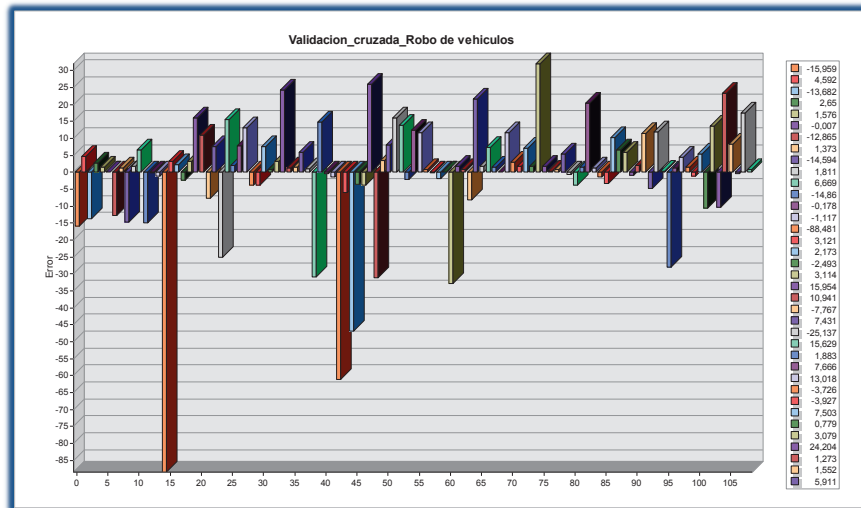
MAPA 4.2 Mapa de las zonas con mayor cantidad y violencia robo de vehículos



4.1.1.1.4 Validación cruzada para el robo de vehículos

El gráfico 4.2 presenta los valores de los errores calculados mediante la validación cruzada; se puede observar que una pequeña proporción presenta errores grandes, esto significa que la predicción de esta variable en la gran mayoría tiene errores pequeños y son buenas.

GRAFICO 4.2 Validación cruzada para el robo de vehículos



En la tabla 4.3 se observa que el valor de la media estandarizada es próximo a cero y la raíz media cuadrática estandarizada cercana a uno, por lo que se considera que las predicciones para esta variable son buenas; mientras que el Gráfico 4.2 muestra algunos valores con errores de predicción medios debido a la variabilidad de los datos, el coeficiente de variación para esta variable es de 10,07 considerado bajo. En la tabla 4.4 se detallan los valores de predicción de Z.

TABLA 4.3 Estadísticos de los errores determinados mediante la validación cruzada para el robo de vehículos

Robo de vehículos	
Media	0,0145462819
Raíz media cuadrática	2,4548054931
Media estandarizada	-0,0087936860
Raíz Media Cuadrática Estandarizada:	1,0513906135
Error estándar de la media	2,5251861005

TABLA 4.4 Valores de la predicción de Z y errores en la regresión

FID	Shap	Measur	Predicte	Error	StdError	Stdd_Error	NormValue	Source_ID	Inclu
0	Point	89	89.69778	0.697781	2.135522	0.32675	0.289106	0	Yes
1	Point	87	89.54250	2.542505	2.122795	1.197716	1.24672	1	Yes
2	Point	86	78.97345	-7.026546	2.134418	-3.29202	-2.673787	2	Yes
3	Point	63	65.83271	2.83271	2.36876	1.195862	1.233203	3	Yes
4	Point	69	64.03036	-4.969633	4.768455	-1.04219	-1.00999	4	Yes
5	Point	61	62.67572	1.67572	5.29174	0.316667	0.243652	5	Yes
6	Point	90	81.83138	-8.168614	2.441808	-3.345314	-3.023341	6	Yes
7	Point	62	59.98451	-2.015484	2.465555	-0.817456	-0.734736	7	Yes
8	Point	80	82.18559	2.185592	2.169734	1.007309	1.04181	8	Yes
9	Point	75	72.95247	-2.047524	2.202268	-0.929734	-0.86416	9	Yes
10	Point	76	76.56348	0.56348	2.152447	0.261786	0.179557	10	Yes
11	Point	80	77.63343	-2.366563	2.104483	-1.124534	-1.144298	11	Yes
12	Point	90	89.30133	-0.698668	2.147886	-0.325282	-0.295647	12	Yes
13	Point	92	88.78626	-3.213739	2.20016	-1.460685	-1.485165	13	Yes
14	Point	88	88.84119	0.841197	2.152749	0.390755	0.381948	14	Yes
15	Point	90	88.74543	-1.254563	2.084931	-0.601729	-0.55704	15	Yes
16	Point	79	78.41476	-0.585239	2.113257	-0.276937	-0.256584	16	Yes
17	Point	85	87.91042	2.910428	2.091336	1.39166	1.544365	17	Yes
18	Point	79	77.0955	-1.9045	2.096023	-0.908625	-0.837165	18	Yes
19	Point	81	82.19033	1.19033	2.200737	0.540878	0.520809	19	Yes

4.1.1.2. Análisis geoestadístico para la variable robo de local comercial

4.1.1.2.1 Análisis exploratorio de datos para la variable robo de local comercial.

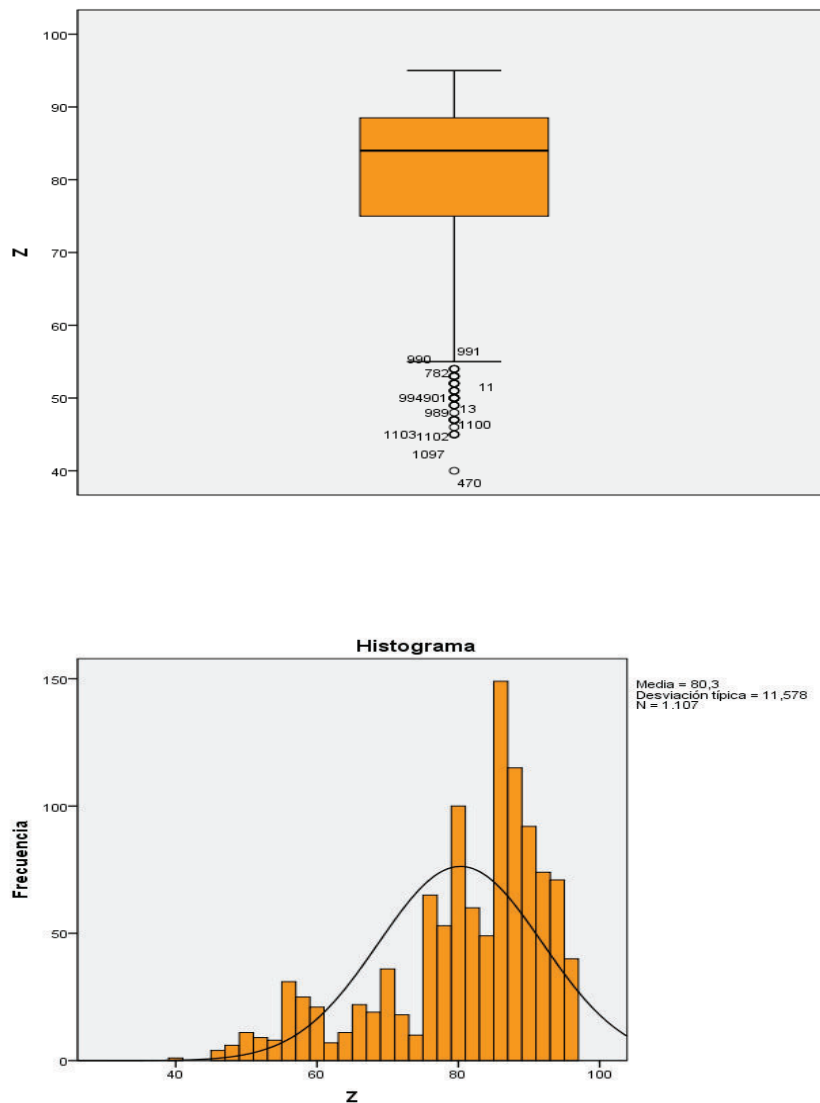
El resultado del análisis exploratorio para la violencia del robo de local comercial se presenta en la siguiente tabla.

TABLA 4.5 Estadísticos descriptivos para la violencia del robo de local comercial

Descriptivos		Estadístico	Error típ.
Z	Media	80,30	,348
	Intervalo de confianza para la media al 95%	Límite inferior Límite superior	79,62 80,99
	Media recortada al 5%	81,11	
	Mediana	84,00	
	Varianza	134,061	
	Desv. típ.	11,578	
	Mínimo	40	
	Máximo	95	
	Rango	55	
	Amplitud intercuartil	14	
	Asimetría	-1,083	,074
	Curtosis	,479	,147
	Coefficiente de variación	14,40%	

Esta tabla muestra el resumen estadístico para el robo de local comercial. El coeficiente de variación es de 14,40% lo que indica un valor medio de variación. Los valores de la media y mediana no se encuentran muy próximos, esto significa que hay valores atípicos. El valor de la asimetría es de -1,083 por lo que presenta una asimetría negativa, esto significa que la cola o el sesgo de la distribución está a la izquierda es decir que hay dispersión y se cumple que $media < mediana < moda$. Pudiéndose apreciar más claramente en el siguiente diagrama de caja e histograma respectivo.

GRÁFICO 4.3 Diagrama de caja e histograma para el robo de local comercial



4.1.1.2.2 Análisis estructural para el robo de local comercial

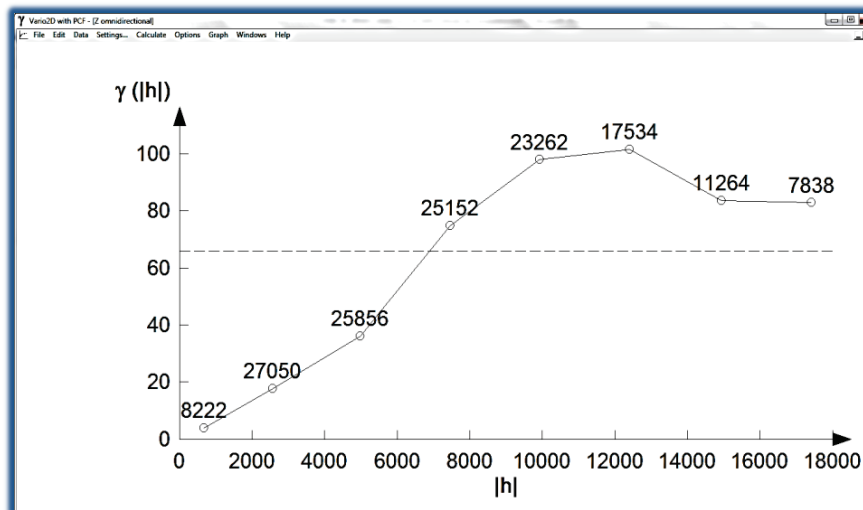
La tabla 4.6 indica los valores del semivariograma experimental para la variable robo de local comercial; se presenta el número de pares para cada distancia h , así como el valor del semivariograma.

La figura 4.9 nos da la representación del semivariograma experimental; en cada punto se encuentra el valor de pares determinados para cada distancia, la línea entrecortada representa la varianza total, cuyo valor es de 65.

TABLA 4.6 Valores del semivariograma experimental para el robo de local comercial

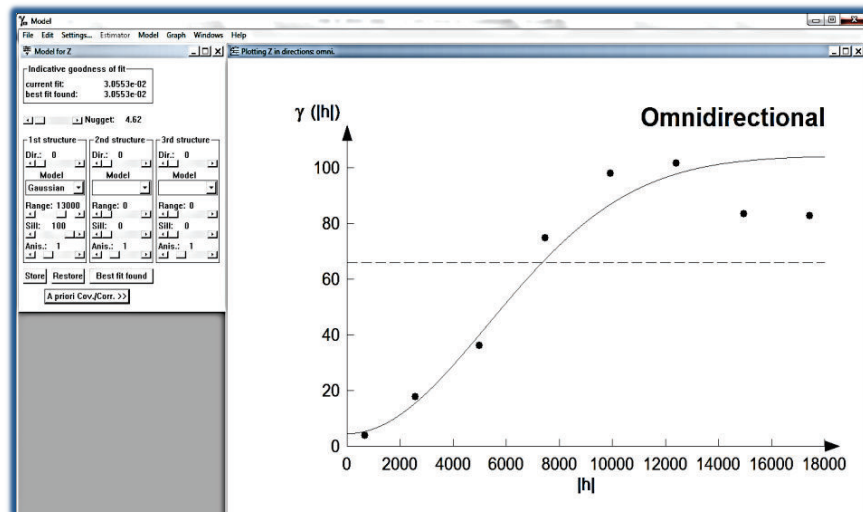
Lag	N Pairs	Mean h	Variogram	Std. Variogram	Covariance	Correlogram	Madogram	mean(h)	mean(h)	var(h)	var(h)
0	8222	6.83150e+02	3.79178e+00	1.06839e-01	3.16907e+01	8.93161e-01	1.03016e+00	8.73400e+01	8.73400e+01	3.54905e+01	3.54905e+01
1	27050	2.57484e+03	1.76071e+01	5.69366e-01	1.33169e+01	4.30634e-01	2.27649e+00	8.68062e+01	8.68062e+01	3.09240e+01	3.09240e+01
2	25856	4.99329e+03	3.60832e+01	9.32911e-01	2.59489e+00	6.70894e-02	3.35365e+00	8.59585e+01	8.59585e+01	3.86701e+01	3.86701e+01
3	25152	7.46942e+03	7.48141e+01	1.19010e+00	-1.19501e+01	-1.90095e-01	4.91305e+00	8.39766e+01	8.39766e+01	6.28640e+01	6.28640e+01
4	23262	9.93537e+03	9.79991e+01	1.40039e+00	-2.80192e+01	-4.00390e-01	5.87327e+00	8.27083e+01	8.27083e+01	6.99799e+01	6.99799e+01
5	17534	1.24109e+04	1.01599e+02	1.34904e+00	-2.62873e+01	-3.49045e-01	6.31100e+00	8.14806e+01	8.14806e+01	7.53121e+01	7.53121e+01
6	11264	1.49437e+04	8.35629e+01	1.37640e+00	-2.28516e+01	-3.76398e-01	5.43022e+00	8.05405e+01	8.05405e+01	6.07113e+01	6.07113e+01
7	7838	1.74277e+04	8.28773e+01	1.40965e+00	-2.40843e+01	-4.09646e-01	5.26537e+00	7.93509e+01	7.93509e+01	5.87930e+01	5.87930e+01

FIGURA 4.9 Semivariograma experimental para el robo de local comercial



La figura 4.10 presenta el variograma teórico, generado en forma interactiva en el programa variowin, con los respectivos valores de los parámetros calculados. Estos valores son: efecto pepita (nugget) = 4,62; el modelo teórico del variograma es el gaussiano; rango = 13000 y meseta (sill) = 100; se puede apreciar que el valor índice de la bondad de ajuste IGF (Indicative goodness of fit) está próximo a cero lo que muestra una muy buena aproximación.

FIGURA 4.10 Modelo teórico del semivariograma para el robo de local comercial



4.1.1.2.3 Predicción espacial para la variable robo de local comercial

El mapa de predicción se realiza con la ayuda del Software Arcgis, previa obtención del semivariograma y el modelo con sus respectivos parámetros, la ventaja de utilizar el Variowin como etapa previa del Arcgis es que permite trabajar con un índice de ajuste del modelo experimental al teórico, que dice que el ajuste será mejor cuando el valor sea más próximo a cero, este paso se lo representa en las figuras 4.11 y 4.12.

En la figura 4.12 se observa el mapa de predicción generado con los valores calculados y el número de vecinos, cada uno con sus coordenadas respectivas.

FIGURA 4.11 Ingreso de los Parámetros del Modelo en el Arcgis calculados en Variowin

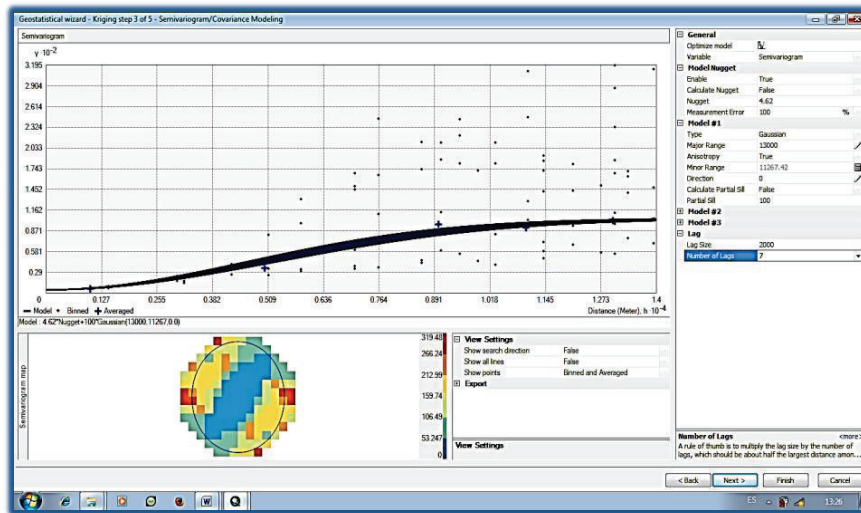
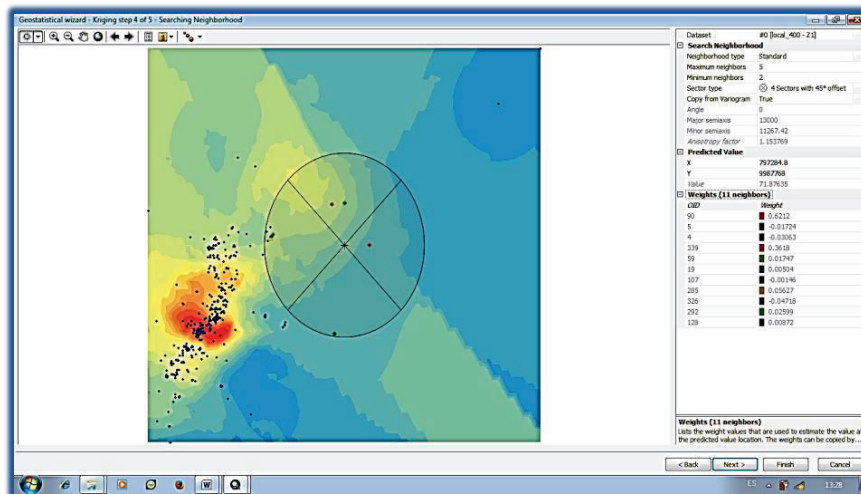


FIGURA 4.12 Predicción de los valores (pesos) y vecinos en el Arcgis

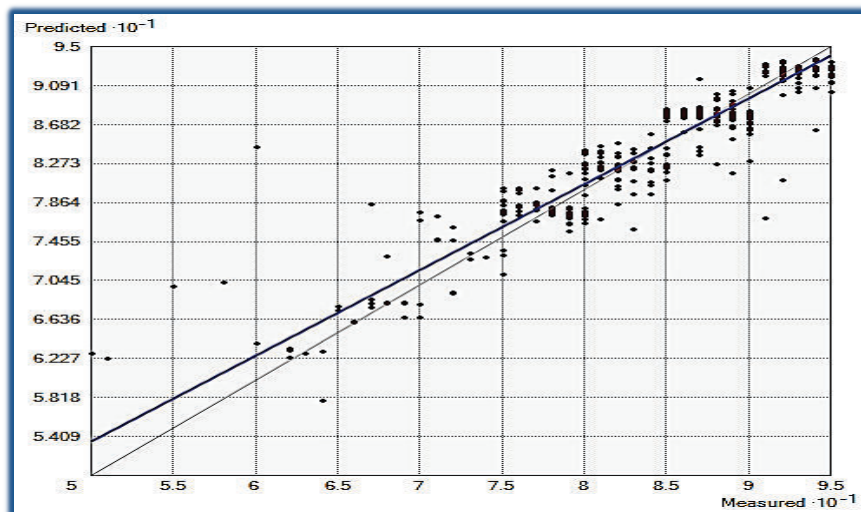


Después de este proceso se tienen como resultado las funciones de regresión de la predicción y errores.

A continuación se observa la función de regresión para la predicción de los valores Z, de los errores y de los errores estandarizados y a su vez los respectivos gráficos y el de normalidad.

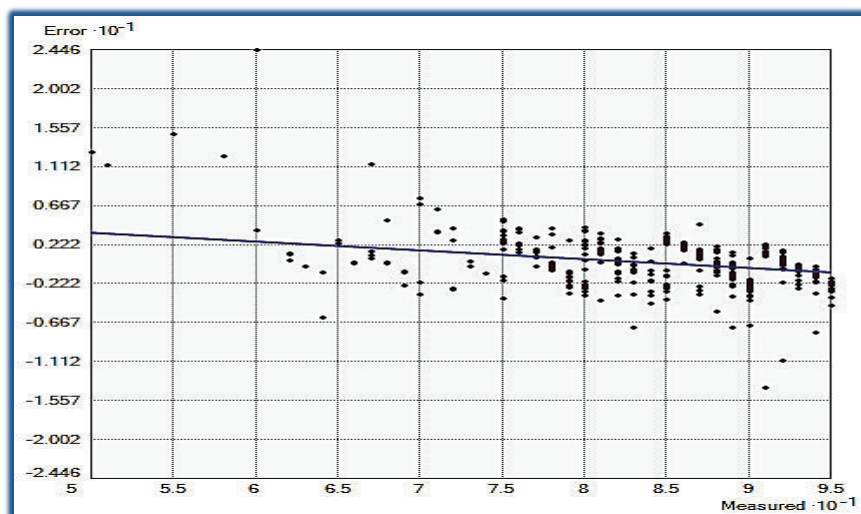
*Función de la Predicción: $Y = 0.899572028814263 * x + 8.59816524665568$*

FIGURA 4.13 Grafico de la Regresión de la Predicción



*Función de los errores: $Y = -0.100427971185736 * x + 8.59816524665563$*

FIGURA 4.14 Grafico del Error en la Regresión



*Función de errores estandarizados: $Y = -0.0419631387897284 * x + 3.5848084321525$*

FIGURA 4.15 Grafico del Error estandarizado en la Regresión

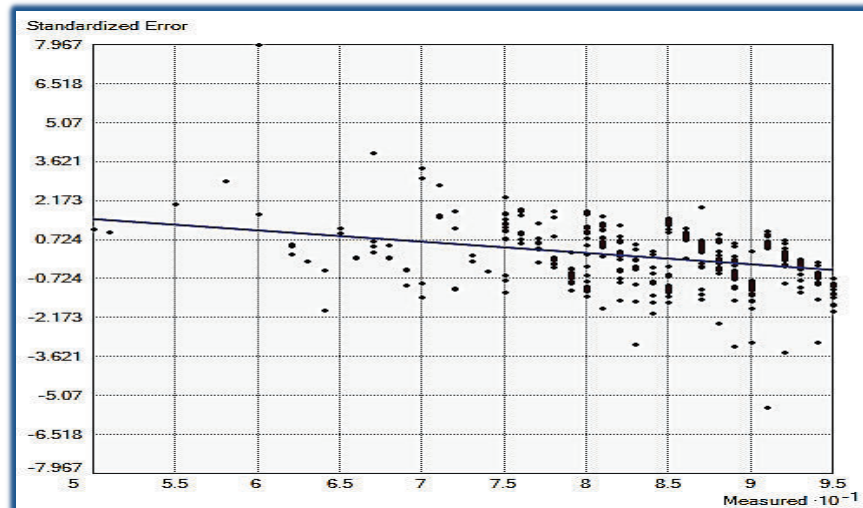
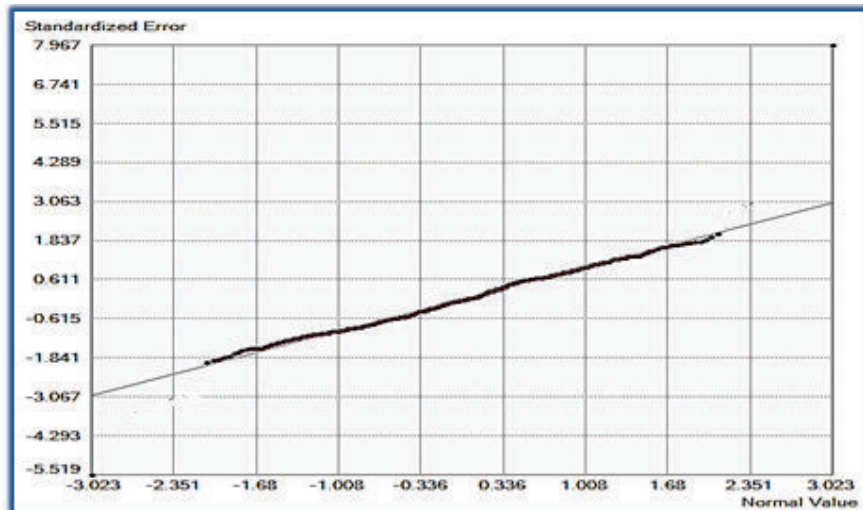


FIGURA 4.16 Grafico de la Normalidad en la Regresión



Prueba de Kolmogorov-Smirnov para los Residuos

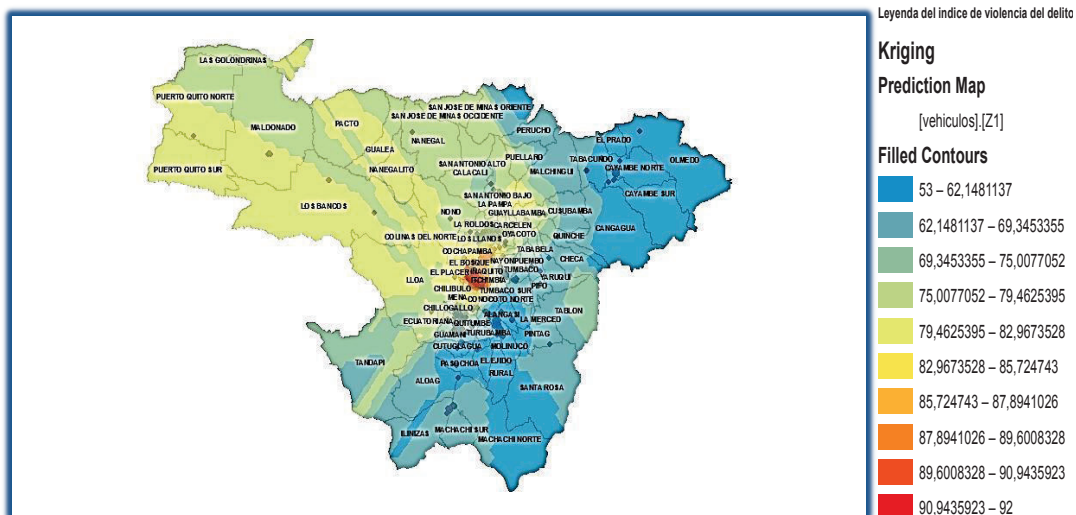
Parámetros normales	^{a,b} Media	,0249
	Desviación típica	0,395570
Diferencias más extremas	Absoluta	,109
	Positiva	,109
	Negativa	-,082
Z de Kolmogorov-Smirnov		0,188
Sig. asintót. (bilateral)		,618

a. La distribución de contraste es la Normal.

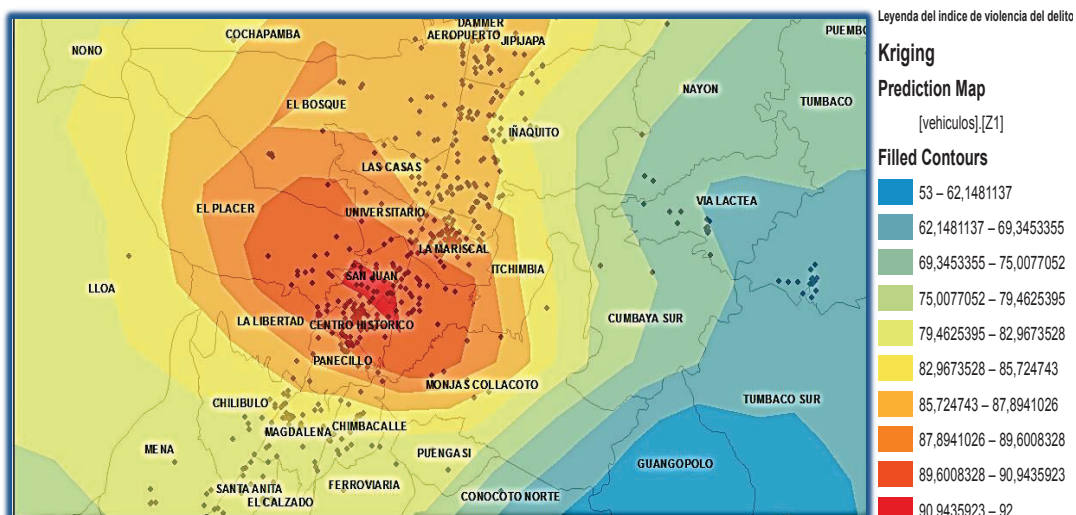
Prueba de Hipótesis: Se acepta la hipótesis de normalidad de los residuos.

El mapa 4.3 presenta la estimación espacial de la variable robo de local comercial para cualquier punto en la provincia de Pichincha; se puede observar que en la parte este de la provincia se encuentran los circuitos con menor cantidad y violencia de robo de local comercial; los valores intermedios se encuentran en la parte oeste, mientras que valores más altos se encuentran entre la parte central en el Distrito Metropolitano. En el mapa 4.4 se presentan los circuitos con las cantidades y violencia más altas, entre los cuales están San Juan, Centro Histórico, la Mariscal y Universitario.

MAPA 4.3 Mapa de la variabilidad del robo de local comercial



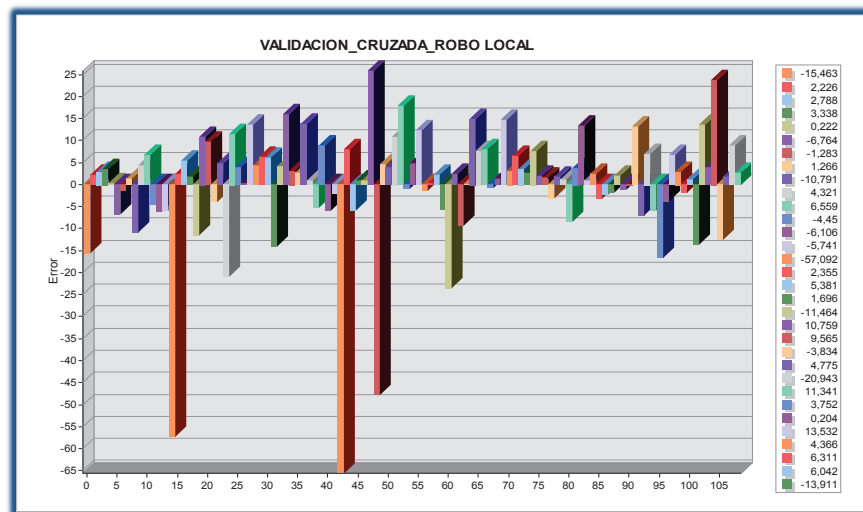
MAPA 4.4 Mapa de las zonas de alto porcentaje e índice robo de local comercial



4.1.1.2.4 Validación cruzada para el robo de local comercial

El gráfico 4.4 presenta los valores de los errores calculados mediante la validación cruzada; se puede observar que una pequeña proporción presenta errores grandes, esto significa que la predicción de esta variable en la gran mayoría tiene errores pequeños y es buena.

GRAFICO 4.4 Validación cruzada para el robo de local comercial



En la tabla 4.7 se observa que el valor de la media estandarizada es próximo a cero y la raíz media cuadrática estandarizada cercana a uno, esto significa que el nivel de predicción del modelo tiene un nivel de error muy bajo; mientras que el Gráfico 4.4 muestra algunos valores con errores de predicción medios debido a la variabilidad de los datos, el coeficiente de variación para esta variable es de 14,40 considerado medio. En la tabla 4.8 se detallan los valores de predicción de Z.

TABLA 4.7 Estadísticos de los errores determinados mediante la validación cruzada para el robo de local comercial

Robo de local comercial	
Media	0.113241909461
Raíz media cuadrática	3.064382968551
Media estandarizada	0.00652034465
Raíz Media Cuadrática Estandarizada:	1.12821182492
Error estándar de la media	2.62802001179

TABLA 4.8 Valores de la predicción y errores calculados

VALIDACION_LOCAL										
FID	Shap	Measured	Predicto	Error	StdErro	Stdd_Erro	NormVal	Source_I	Include	
0	Point	75	78.86574	3.8657	2.23841	1.727001	1.795966	0	Yes	
1	Point	85	84.36795	-0.6320	2.27616	-0.277681	-0.23720	1	Yes	
2	Point	83	79.52145	-3.4785	2.23456	-1.556702	-1.70873	2	Yes	
3	Point	70	67.93538	-2.0646	2.26566	-0.911261	-0.91061	3	Yes	
4	Point	79	75.64489	-3.3551	2.87284	-1.167868	-1.28870	4	Yes	
5	Point	75	78.823	3.823	2.85283	1.340071	1.364215	5	Yes	
6	Point	78	77.64985	-0.3501	2.39799	-0.146015	-0.12250	6	Yes	
7	Point	85	81.88991	-3.1100	2.24100	-1.387809	-1.52403	7	Yes	
8	Point	80	77.60410	-2.3958	2.29277	-1.044976	-1.07472	8	Yes	
9	Point	67	78.44416	11.444	2.88678	3.964334	2.673787	9	Yes	
10	Point	51	62.34979	11.349	11.3097	1.003541	1.00999	10	Yes	
11	Point	92	92.46048	0.4604	2.20871	0.208486	0.205092	11	Yes	
12	Point	50	62.78494	12.784	11.3013	1.131271	1.13232	12	Yes	
13	Point	93	92.81363	-0.1863	2.29153	-0.081328	-0.06584	13	Yes	
14	Point	89	87.90568	-1.0943	2.20458	-0.496383	-0.42271	14	Yes	
15	Point	82	81.15784	-0.8421	2.28670	-0.368283	-0.31534	15	Yes	
16	Point	90	87.13498	-2.8650	2.23311	-1.282968	-1.41353	16	Yes	
17	Point	82	82.03703	0.0370	2.23273	0.016585	0.059568	17	Yes	

4.1.1.3. Análisis geoestadístico para la variable robo a personas

4.1.1.3.1 Análisis exploratorio de datos para la variable robo a personas.

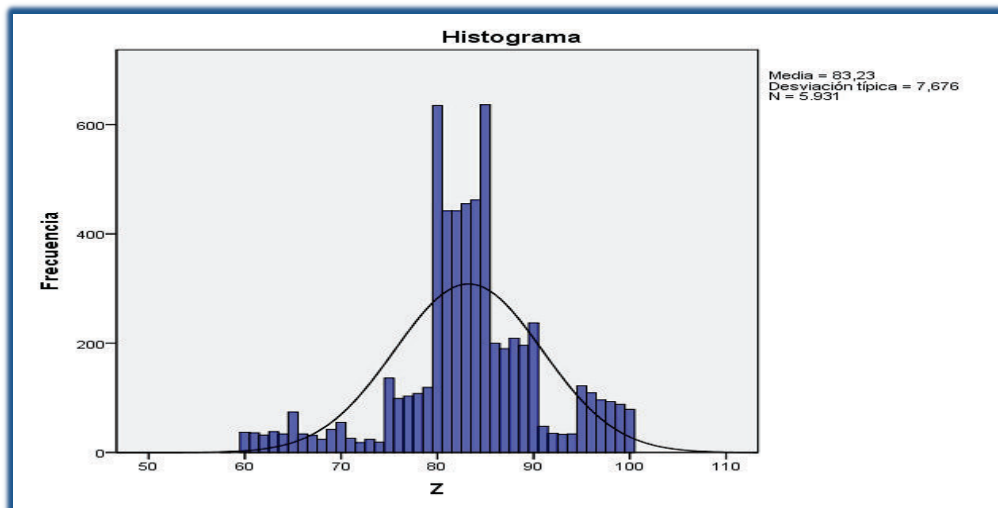
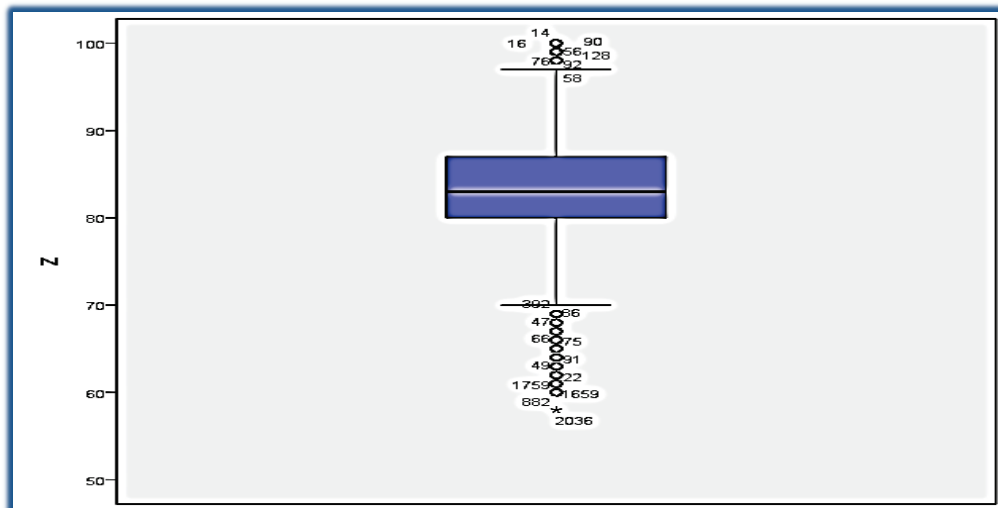
El resultado del análisis exploratorio para la violencia del robo a personas se presenta en la siguiente tabla.

TABLA 4.9 Estadísticos descriptivos para el robo a personas

		Estadístico	Error típ.
Z	Media	83,23	,100
	Intervalo de confianza para la media al 95%	Límite inferior 83,03	
		Límite superior 83,43	
	Media recortada al 5%	83,47	
	Mediana	83,00	
	Varianza	58,914	
	Desv. típ.	7,676	
	Mínimo	58	
	Máximo	100	
	Rango	42	
	Amplitud intercuartil	7	
	Asimetría	-,434	,032
	Curtosis	1,125	,064
	Coefficiente de Variación	9,22%	

Esta tabla muestra el resumen estadístico para el robo a personas. El coeficiente de variación es de 9,22% lo que indica un valor bajo de variación es decir hay baja dispersión y la diferencia con las variables anteriores es que hay valores atípicos a la izquierda y derecha. Los valores de la media y mediana se encuentran próximos, esto significa que la distribución es simétrica. El valor de la asimetría es de -0,434 por lo que presenta una asimetría negativa, esto significa que la cola o el sesgo de la distribución está a la izquierda e decir hay más dispersión. Pudiéndose apreciar más claramente en el siguiente diagrama de caja e histograma respectivo.

GRÁFICO 4.5 Diagrama de caja e histograma para el robo a personas



4.1.1.3.2 Análisis estructural para el robo a personas

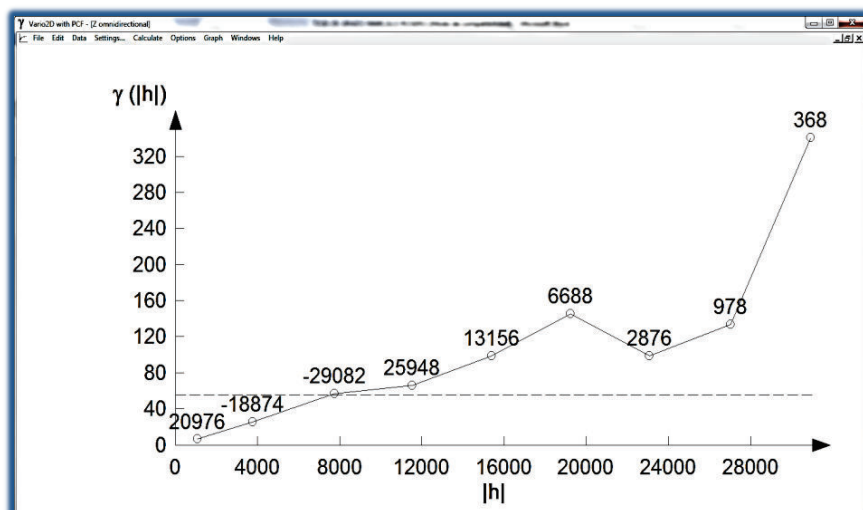
La tabla 4.10 indica los valores del semivariograma experimental para la variable robo a personas; se presenta el número de pares para cada distancia h , así como el valor del semivariograma.

La figura 4.17 nos da la representación del semivariograma experimental; en cada punto se encuentra el valor de pares determinados para cada distancia, la línea entrecortada representa la varianza total, cuyo valor es de 60.

TABLA 4.10 Valores del semivariograma experimental para el robo a personas

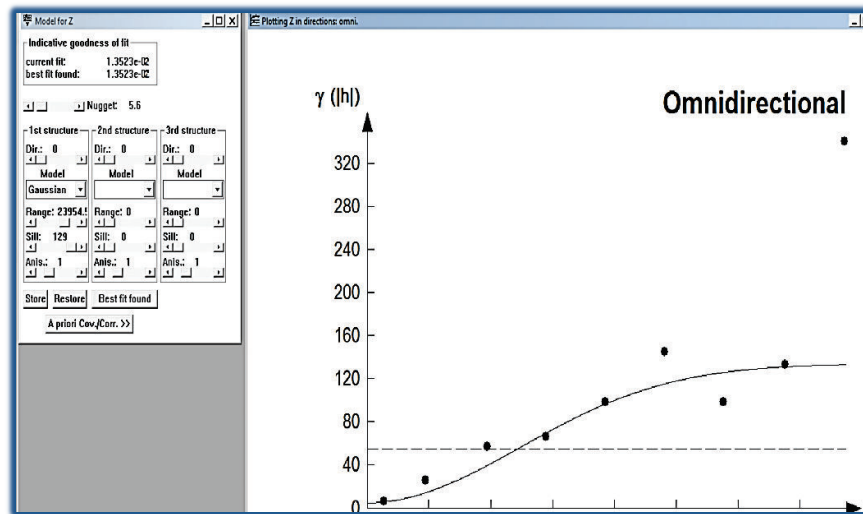
Lag	N Pairs	Mean h	Variogram	Std. Variogram	Covariance	Correlogram	Madogram	mean(h)	mean(h)	var(h)	var(h)
0	20976	1.09673e+03	6.39240e+00	2.87511e-01	1.58412e+01	7.12489e-01	1.27589e+00	8.47263e+01	8.47263e+01	2.22336e+01	2.22336e+01
1	46682	3.76672e+03	2.55134e+01	9.06398e-01	2.63473e+00	9.36022e-02	2.68643e+00	8.42683e+01	8.42683e+01	2.81482e+01	2.81482e+01
2	36454	7.74807e+03	5.70684e+01	1.16739e+00	-8.18282e+00	-1.67394e-01	4.30559e+00	8.42938e+01	8.42938e+01	4.88836e+01	4.88836e+01
3	25948	1.15454e+04	6.61121e+01	9.64600e-01	2.42624e+00	3.53998e-02	5.06559e+00	8.66037e+01	8.66037e+01	6.85383e+01	6.85383e+01
4	13156	1.53896e+04	9.86559e+01	1.16286e+00	-1.38168e+01	-1.62859e-01	6.37192e+00	8.54557e+01	8.54557e+01	8.48381e+01	8.48381e+01
5	6688	1.92507e+04	1.45224e+02	1.27133e+00	-3.09942e+01	-2.71332e-01	7.70858e+00	8.44101e+01	8.44101e+01	1.14230e+02	1.14230e+02
6	2876	2.30693e+04	9.85626e+01	8.27247e-01	2.05827e+01	1.72753e-01	5.98748e+00	8.72663e+01	8.72663e+01	1.19145e+02	1.19145e+02
7	978	2.70411e+04	1.33580e+02	9.30127e-01	1.00348e+01	6.98731e-02	6.94172e+00	8.64611e+01	8.64611e+01	1.43615e+02	1.43615e+02
8	368	3.09166e+04	3.40459e+02	1.55768e+00	-1.21891e+02	-5.57661e-01	1.22255e+01	8.14103e+01	8.14103e+01	2.18568e+02	2.18568e+02

FIGURA 4.17 Semivariograma experimental para el robo a personas



La figura 4.18 presenta el variograma teórico, generado en forma interactiva en el programa variowin, con los respectivos valores de los parámetros calculados. Estos valores son: efecto pepita (nugget) = 5,6; el modelo teórico del variograma es el gaussiano; rango = 23954 y meseta (sill) = 129; se puede apreciar que el valor índice de la bondad de ajuste IGF (Indicative goodness of fit) está próximo a cero lo que muestra una muy buena aproximación.

FIGURA 4.18 Modelo teórico del semivariograma para el robo a personas



4.1.1.3.3 Predicción espacial para la variable robo a personas

En este paso se crea el mapa de predicción de la variable robo a personas con la ayuda del programa Arcgis, este requiere que se le ingrese las características del modelo experimental calculado y ajustado por el Variowin, para que el nivel de error del modelo de predicción sea el menor, esta etapa se ve resumida en las figuras 4.19 y 4.20.

En la figura 4.20 se observa el mapa de predicción generado con los valores calculados y el número de vecinos, cada uno con sus coordenadas respectivas.

FIGURA 4.19 Ingreso de los Parámetros del Modelo en el Arcgis calculados en Variowin

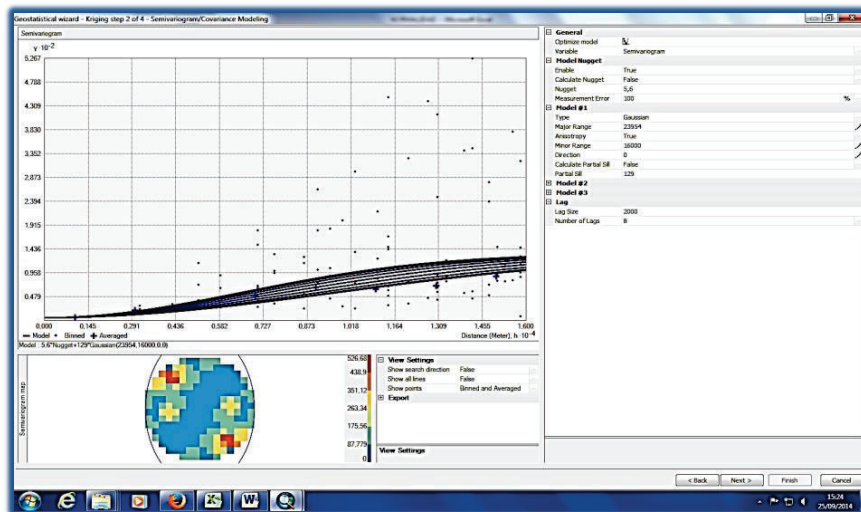
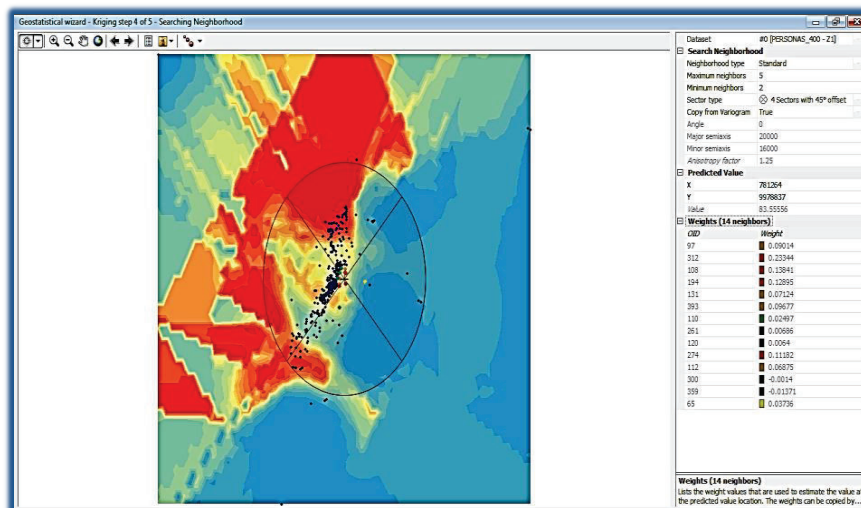


FIGURA 4.20 Predicción de los valores (pesos) y vecinos en el Arcgis

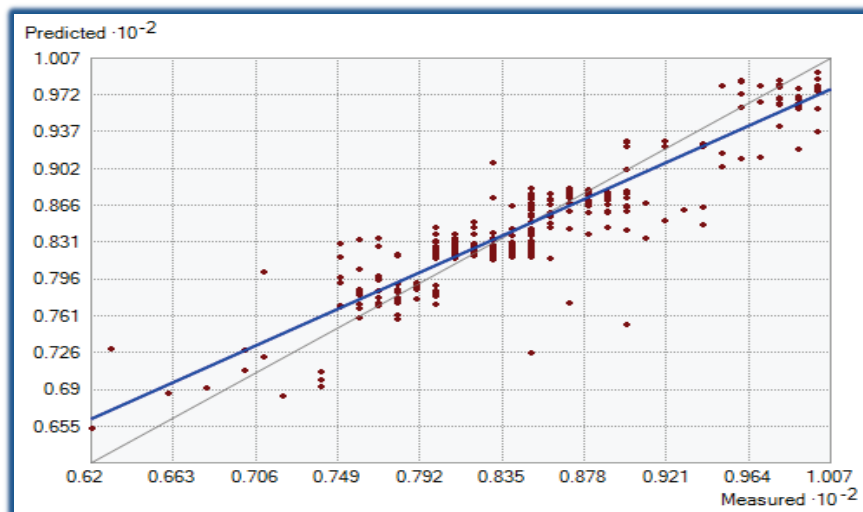


Después de este proceso se tienen como resultado las funciones de regresión de la predicción y errores.

A continuación se observa la función de regresión para la predicción de los valores Z, de los errores y de los errores estandarizados y a su vez los respectivos gráficos y el de normalidad.

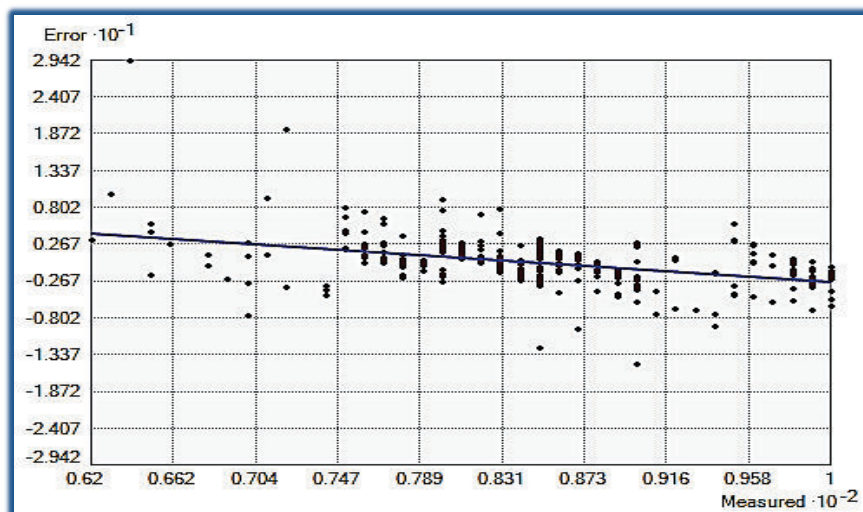
*Función de la Predicción: $Y = 0,773859524150431 * x + 19,100528327343$*

FIGURA 4.21 Grafico de la Regresión de la Predicción



*Función de los errores: $Y = -0,22614047584957 * x + 19,100528327343$*

FIGURA 4.22 Grafico del Error en la Regresión



Función de errores estandarizados: $Y = -0,0775679155478986 * x + 6,53254719077779$

FIGURA 4.23 Grafico del Error estandarizado en la Regresión

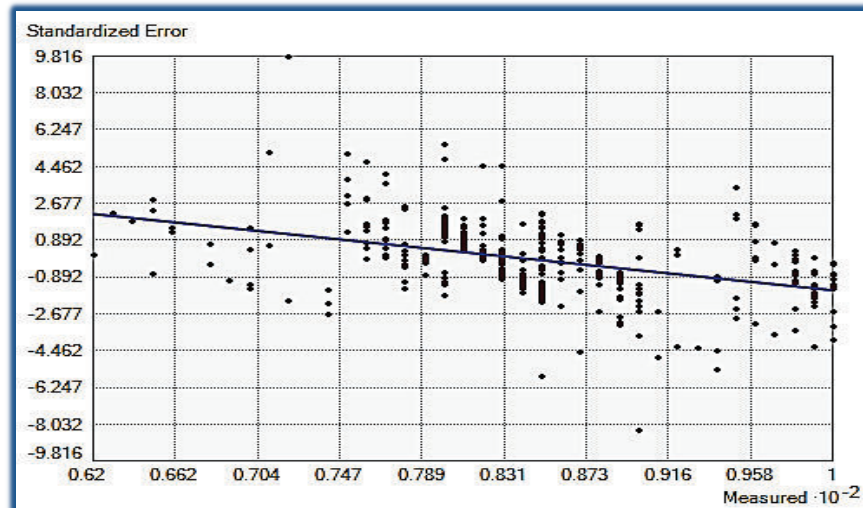
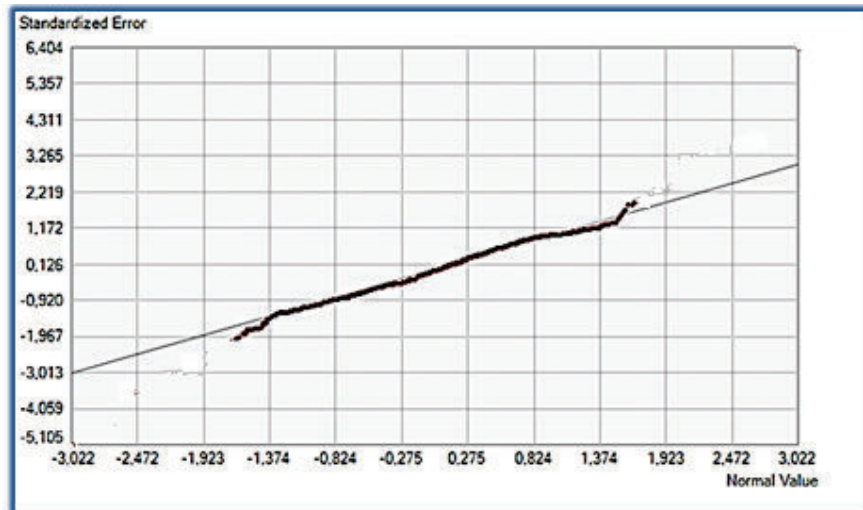


FIGURA 4.24 Grafico de la Normalidad en la Regresión



Prueba de Kolmogorov-Smirnov para los Residuos

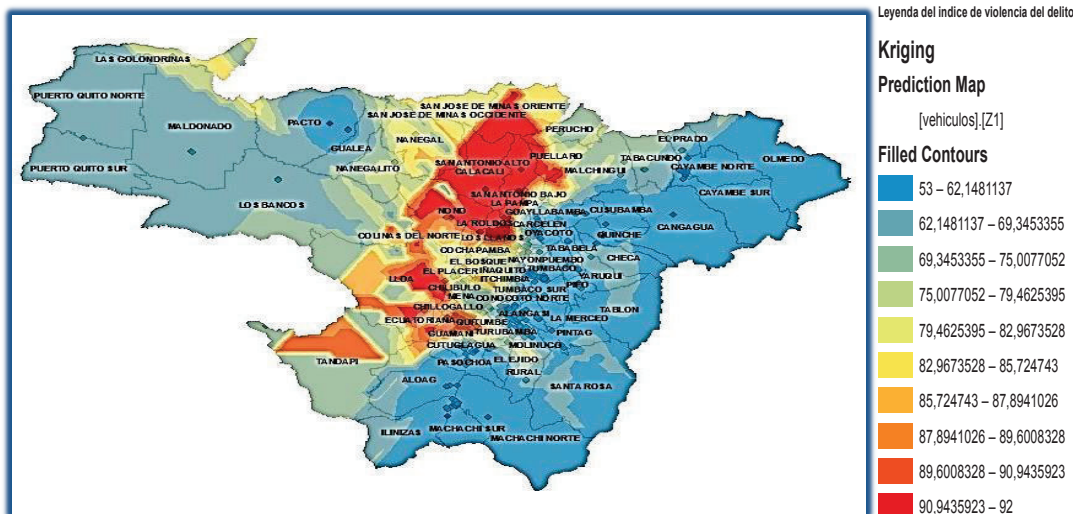
Parámetros normales ^{a,b}	Media	,01121
	Desviación típica	0,5089
Diferencias más extremas	Absoluta	,085
	Positiva	,085
	Negativa	-,079
Z de Kolmogorov-Smirnov		0,707
Sig. asintót. (bilateral)		,818

a. La distribución de contraste es la Normal.

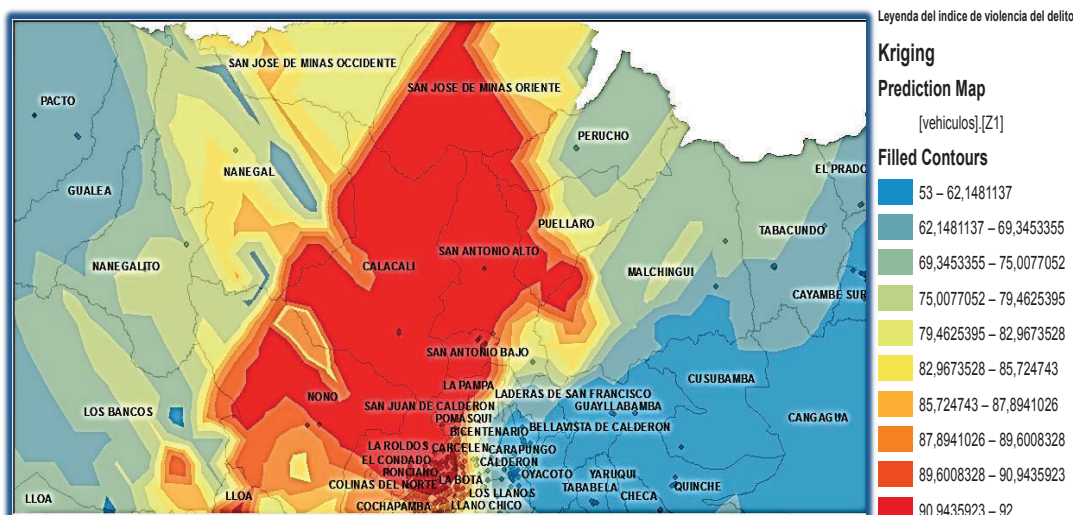
Prueba de Hipótesis: Se acepta la hipótesis de normalidad de los residuos.

El mapa 4.5 presenta la estimación espacial de la variable robo de personas para cualquier punto de la provincia de Pichincha; se puede observar que en la parte este y oeste de la provincia se encuentran los circuitos con menor cantidad y violencia de robo de personas, mientras que valores más altos se encuentran entre la parte central en el Distrito Metropolitano y el sur de la provincia. En el mapa 4.6 y 4.7 se presentan los circuitos con las cantidades y violencia más alta, entre los cuales están por el Norte San Antonio, Pomasqui, Calacalí, El Condado, La Roldos, Ponceano y Calderón, y por el sur Chillotallo, La Ecuatoriana, Turubamba, Quitumbe y Lloa

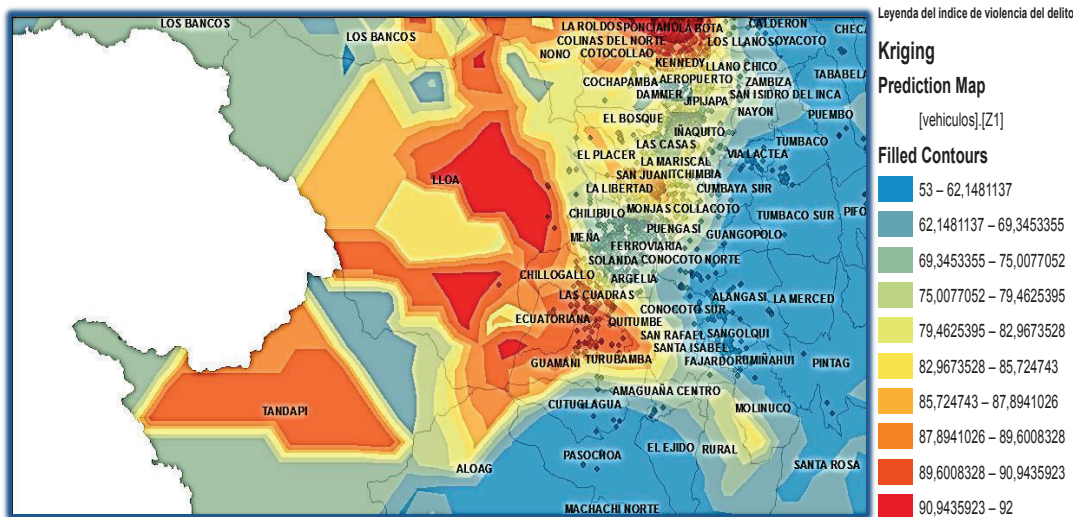
MAPA 4.5 Mapa de la variabilidad del robo a personas



MAPA 4.6 Mapa de las zonas de alto porcentaje e índice robo de personas (centro)



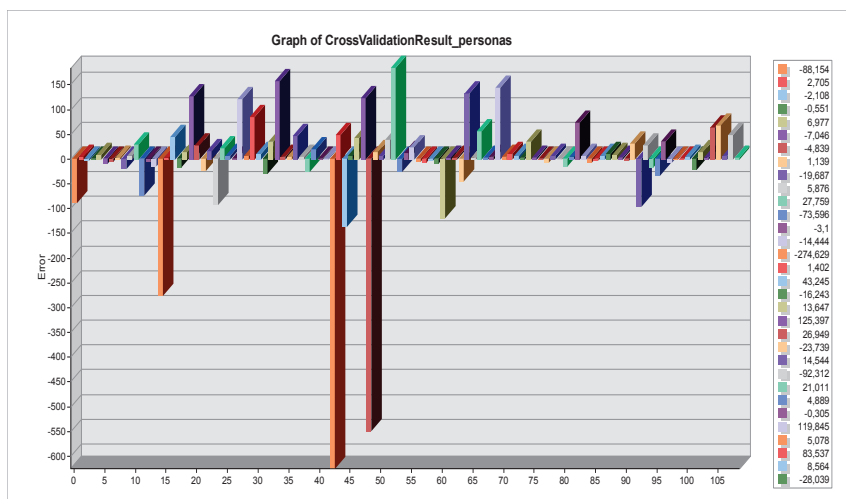
MAPA 4.7 Mapa de las zonas de alto porcentaje e índice robo de personas (sur)



4.1.1.3.4 Validación cruzada para el robo a personas

El gráfico 4.6 presenta los valores de los errores calculados mediante la validación cruzada; se puede observar que una pequeña proporción presenta errores grandes, esto significa que la predicción de esta variable en la gran mayoría tienen errores pequeños y son buenas.

GRAFICO 4.6 Validación cruzada para el robo a personas



En la tabla 4.11 se observa que el valor de la media estandarizada es próximo a cero y la raíz media cuadrática estandarizada cercana a uno, esto significa que el nivel de predicción del modelo tiene un nivel de error muy bajo; mientras que el Gráfico 4.6 muestra algunos valores con errores de predicción medios debido a la variabilidad de los datos, el coeficiente de variación para esta variable es de 9,22 considerado bajo. En la tabla 4.12 se detallan los valores de predicción de Z.

TABLA 4.11 Estadísticos de los errores determinados mediante la validación cruzada para el robo a personas

Robo a personas	
Media	0.0251283135
Raíz media cuadrática	3.4085619321
Media estandarizada	-0.0281028273
Raíz Media Cuadrática Estandarizada:	1.1941075435
Error estándar de la media	2.1070971729

TABLA 4.12 Valores de la predicción y errores calculados

VALIDACION_PERSONAS									
FID	Shap	Measured	Predicte	Error	StdError	Stdd_Erro	NormVal	Source_I	Include
0	Point	80	82.08125	2.08125	1.535338	1.355567	0.815873	0	Yes
1	Point	83	81.99214	-1.0078	1.534232	-0.656915	-0.34358	1	Yes
2	Point	99	97.98313	-1.0168	1.546431	-0.657553	-0.35027	2	Yes
3	Point	94	92.35370	-1.6462	1.591614	-1.034356	-0.61250	3	Yes
4	Point	90	86.09145	-3.9085	1.536675	-2.543511	-1.58456	4	Yes
5	Point	99	95.68862	-3.3113	1.569965	-2.109206	-1.39400	5	Yes
6	Point	85	87.38066	2.38066	1.535452	1.550468	1.006718	6	Yes
7	Point	90	87.36406	-2.6359	1.53854	-1.713273	-1.11741	7	Yes
8	Point	87	87.68374	0.68374	1.537782	0.444629	0.284037	8	Yes
9	Point	93	86.20462	-6.7953	1.569799	-4.328821	-2.13619	9	Yes
10	Point	90	92.77616	2.77616	1.726399	1.608068	1.071556	10	Yes
11	Point	99	96.74298	-2.2570	1.560663	-1.44619	-0.96574	11	Yes
12	Point	80	82.12342	2.12342	1.534444	1.38384	0.842519	12	Yes
13	Point	100	97.74965	-2.2503	1.601836	-1.404853	-0.90716	13	Yes
14	Point	85	81.93084	-3.0691	1.535034	-1.999406	-1.30039	14	Yes
15	Point	95	98.34961	3.34961	1.542947	2.170917	1.541827	15	Yes
16	Point	76	80.58557	4.58557	1.553732	2.951329	1.826073	16	Yes
17	Point	75	83.00737	8.00737	1.575617	5.082057	2.374181	17	Yes

VALIDACION_PERSONAS: (0 out of 398 Selected)

4.1.1.4. Análisis geoestadístico para la variable robo a domicilio

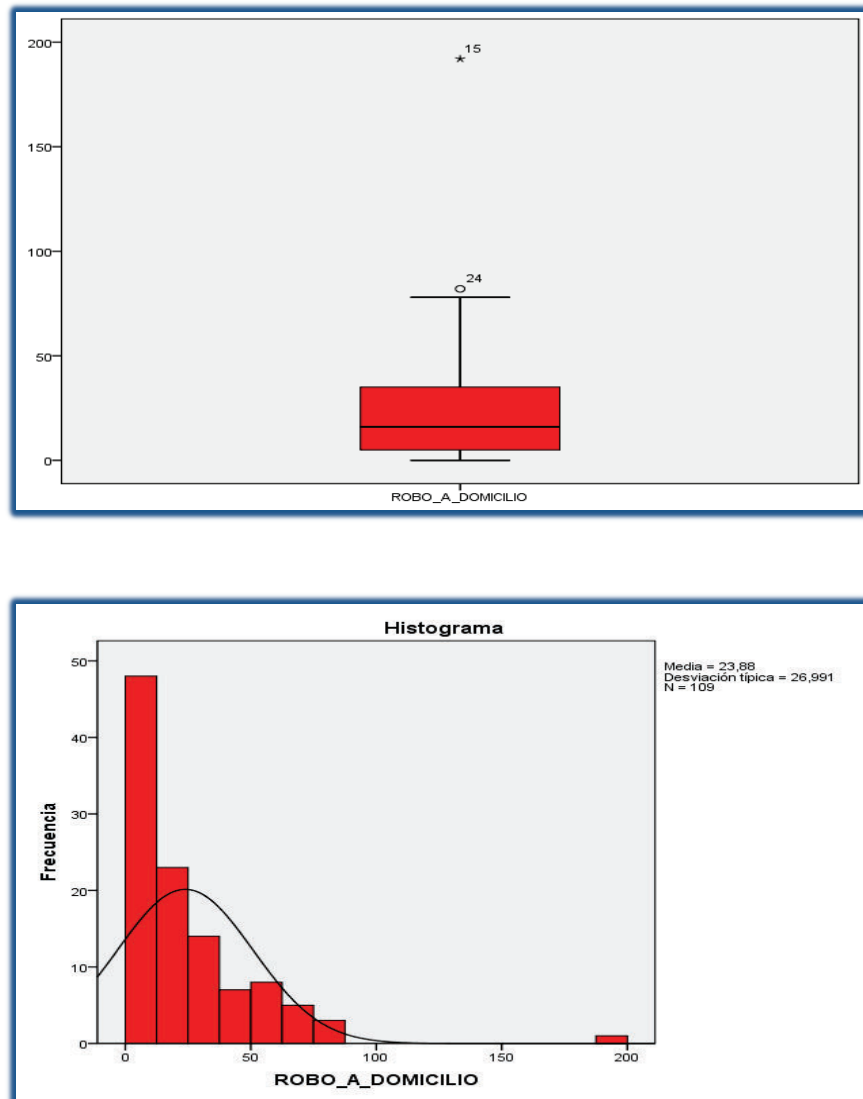
4.1.1.4.1 Análisis exploratorio de datos para la variable robo a domicilio.

El resultado del análisis exploratorio para la violencia del robo a domicilio se presenta en la siguiente tabla.

TABLA 4.13 Estadísticos descriptivos para el robo a domicilio

		Estadístico	Error típ.	
Z	Media	23,88	2,585	
	Intervalo de confianza para la media al 95%	Límite inferior		18,76
		Límite superior		29,01
	Media recortada al 5%	21,08		
	Mediana	22,00		
	Varianza	50,8532		
	Desv. típ.	4,991		
	Mínimo	45		
	Máximo	97		
	Rango	52		
	Amplitud intercuartil	30		
	Asimetría	2,732		,231
	Curtosis	12,910		,459
	Coeficiente de Variación	20,89%		

Esta tabla muestra el resumen estadístico para el robo a domicilio. El coeficiente de variación es de 20,89% lo que indica un valor medio de variación, esto significa que los valores están muy dispersos. Los valores de la media y mediana se encuentran próximos, esto significa que no hay muchos valores atípicos. El valor de la asimetría es de 2,7 por lo que presenta una asimetría positiva, esto significa que la cola o el sesgo de la distribución está a la derecha es decir hay más dispersión y se cumple $media > mediana > moda$. Pudiéndose apreciar más claramente en el siguiente diagrama de caja e histograma respectivo.

GRÁFICO 4.7 Diagrama de caja e histograma para el robo a domicilio

4.1.1.4.2 Análisis estructural para el robo a domicilio

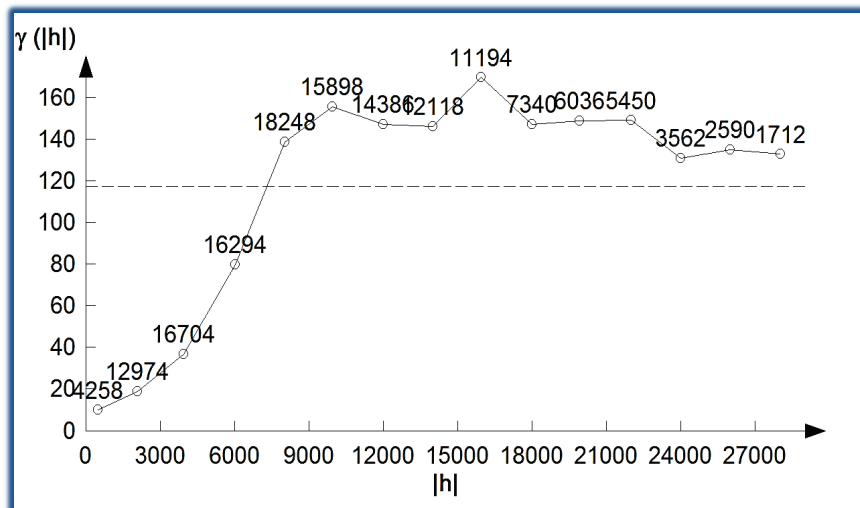
La tabla 4.14 indica los valores del semivariograma experimental para la variable robo a domicilio; se presenta el número de pares para cada distancia h , así como el valor del semivariograma.

La figura 4.25 nos da la representación del semivariograma experimental; en cada punto se encuentra el valor de pares determinados para cada distancia, la línea entrecortada representa la varianza total, cuyo valor es de 110.

TABLA 4.14 Valores del semivariograma experimental para el robo a domicilio

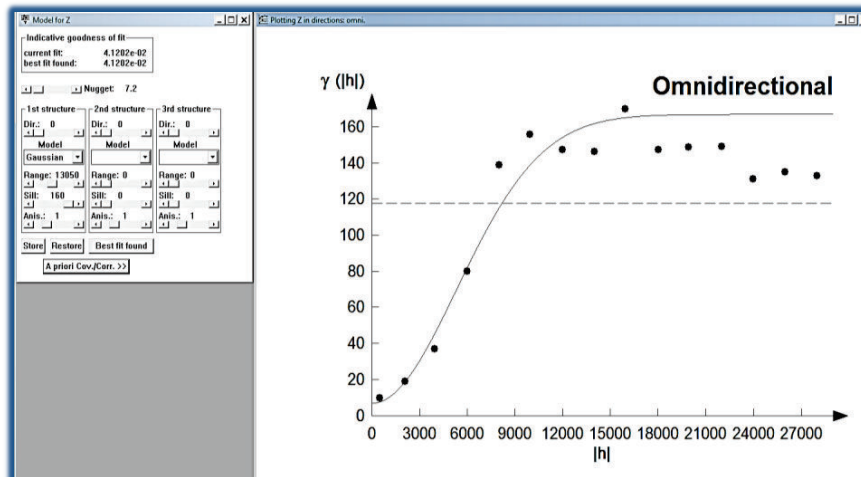
Lag	NPairs	Mean (h)	Variogram	Std. Variogram	Covariance	Correlogram	Madogram	mean(h)	mean(h)	var(h)	var(h)
0	4258	5.12299e+02	9.83372e+00	1.43005e-01	5.89312e+01	8.58995e-01	1.81447e+00	8.62710e+01	8.62710e+01	6.87650e+01	6.87650e+01
1	12974	2.09520e+03	1.88027e+01	3.39363e-01	3.66031e+01	6.60637e-01	2.41945e+00	8.62516e+01	8.62516e+01	5.54050e+01	5.54050e+01
2	16704	3.94479e+03	3.66926e+01	5.38990e-01	3.13840e+01	4.61010e-01	3.34136e+00	8.60111e+01	8.60111e+01	6.80766e+01	6.80766e+01
3	16294	6.02704e+03	7.93997e+01	8.79665e-01	1.09314e+01	1.20335e-01	5.06696e+00	8.49729e+01	8.49729e+01	9.08411e+01	9.08411e+01
4	18248	8.02340e+03	1.38731e+02	1.05255e+00	-6.92596e+00	-5.25460e-02	6.85703e+00	8.29779e+01	8.29779e+01	1.31805e+02	1.31805e+02
5	15898	9.95323e+03	1.55579e+02	1.14481e+00	-1.96791e+01	-1.44806e-01	7.35331e+00	8.30464e+01	8.30464e+01	1.35900e+02	1.35900e+02
6	14386	1.19920e+04	1.47307e+02	1.12261e+00	-1.60883e+01	-1.22607e-01	7.09870e+00	8.22220e+01	8.22220e+01	1.31219e+02	1.31219e+02
7	12118	1.40094e+04	1.46219e+02	1.26583e+00	-3.07064e+01	-2.65827e-01	7.30649e+00	8.19868e+01	8.19868e+01	1.15513e+02	1.15513e+02
8	11194	1.59428e+04	1.69666e+02	1.38681e+00	-4.73231e+01	-3.86807e-01	7.87297e+00	8.15283e+01	8.15283e+01	1.22343e+02	1.22343e+02
9	7340	1.80096e+04	1.47130e+02	1.35901e+00	-3.88676e+01	-3.59012e-01	7.04441e+00	8.04877e+01	8.04877e+01	1.08263e+02	1.08263e+02
10	6036	1.99148e+04	1.48822e+02	1.27927e+00	-3.24880e+01	-2.79273e-01	7.13419e+00	7.92992e+01	7.92992e+01	1.16333e+02	1.16333e+02
11	5450	2.19930e+04	1.49061e+02	1.23705e+00	-2.85635e+01	-2.37047e-01	7.34936e+00	7.78198e+01	7.78198e+01	1.20497e+02	1.20497e+02
12	3562	2.39906e+04	1.30977e+02	1.27627e+00	-2.83523e+01	-2.76272e-01	6.72487e+00	7.86816e+01	7.86816e+01	1.02625e+02	1.02625e+02
13	2590	2.59992e+04	1.34902e+02	1.45899e+00	-4.24396e+01	-4.58994e-01	6.66255e+00	7.80849e+01	7.80849e+01	9.24623e+01	9.24623e+01
14	1712	2.80106e+04	1.32821e+02	1.42657e+00	-3.97155e+01	-4.26567e-01	6.57769e+00	7.68452e+01	7.68452e+01	9.31051e+01	9.31051e+01

FIGURA 4.25 Semivariograma experimental para el robo a domicilio



La figura 4.26 presenta el variograma teórico, generado en forma interactiva en el programa variowin, con los respectivos valores de los parámetros calculados. Estos valores son: efecto pepita (nugget) = 7,2; el modelo teórico del variograma es el Gaussiano; rango = 13050 y meseta (sill) = 160; se puede apreciar que el valor índice de la bondad de ajuste IGF (Indicative goodness of fit) está próximo a cero lo que muestra una muy buena aproximación.

FIGURA 4.26 Modelo teórico del semivariograma para el robo a domicilio



4.1.1.4.3 Predicción espacial para la variable robo a domicilio

El mapa de predicción se realiza con la ayuda del Software Arcgis, previa obtención del semivariograma y el modelo con sus respectivos parámetros, la ventaja de utilizar el Variowin como etapa previa del Arcgis es que permite trabajar con un índice de ajuste del modelo experimental al teórico, que dice que el ajuste será mejor cuando el valor sea más próximo a cero, este paso se lo representa en las figuras 4.27 y 4.28.

En la figura 4.28 se observa el mapa de predicción generado con los valores calculados y el número de vecinos, cada uno de los cuales con sus coordenadas respectivas.

FIGURA 4.27 Ingreso de los Parámetros del Modelo en el Arcgis calculados en Variowin

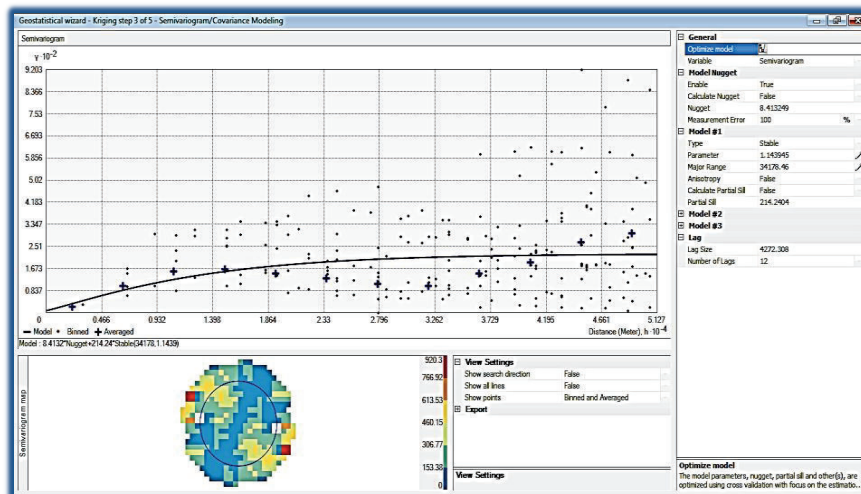
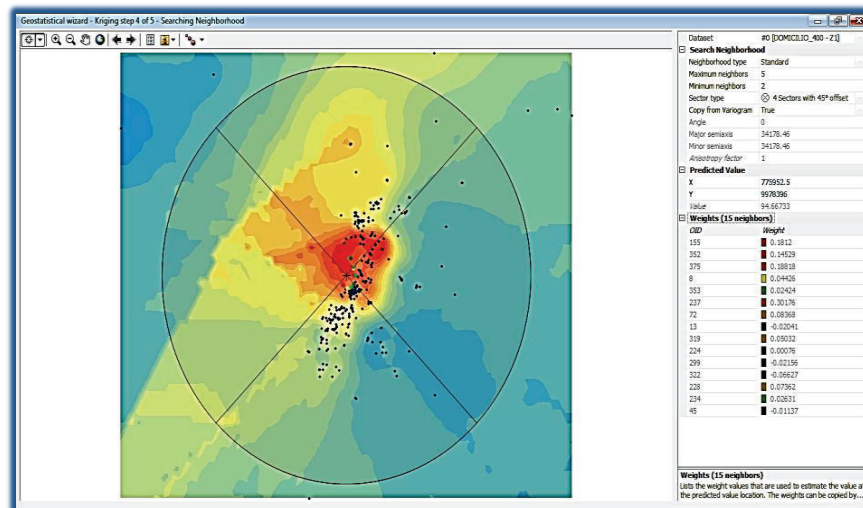


FIGURA 4.28 Predicción de los valores (pesos) y vecinos en el Arcgis

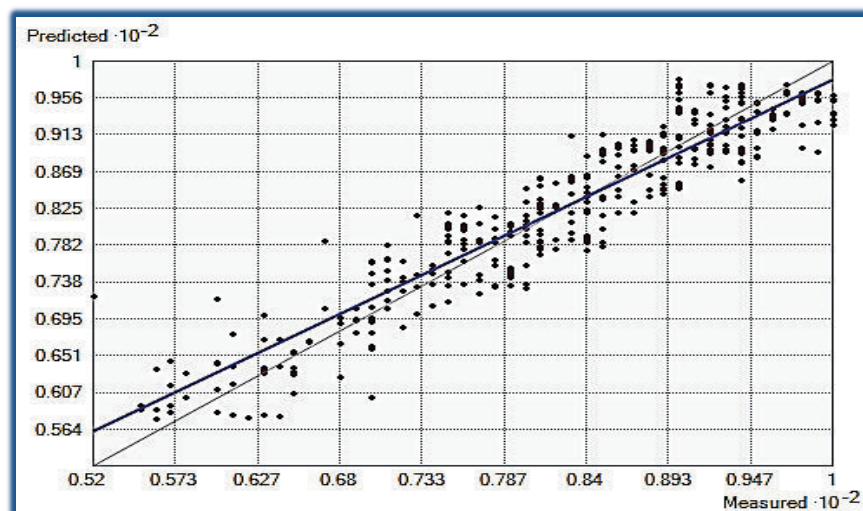


En este paso se puede seleccionar los sectores de partición en el mapa con sus respectivos ángulos de anisotropía, que son los sectores seleccionados para realizar las estimaciones y predicciones de los puntos.

Después se genera la función de regresión para la predicción de los valores Z, de los errores y de los errores estandarizados y a su vez los respectivos gráficos y el de normalidad.

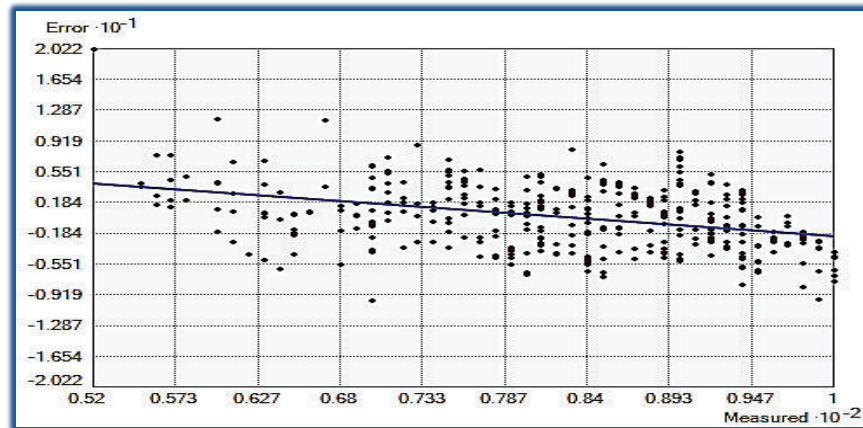
Función de la Predicción: $Y = 0.868838376388521 * x + 10.9384612073922$

FIGURA 4.29 Grafico de la Regresión de la Predicción



*Función de los errores: $Y = -0.13116162361148 * x + 10.9384612073922$*

FIGURA 4.30 Grafico del Error en la Regresión



*Función de errores estandarizados: $Y = -0.037700327584802 * x + 3.12410829425348$*

FIGURA 4.31 Grafico del Error estandarizado en la Regresión

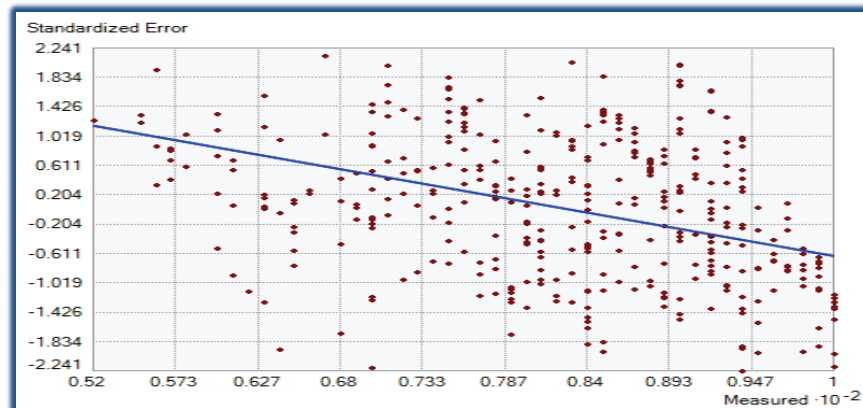
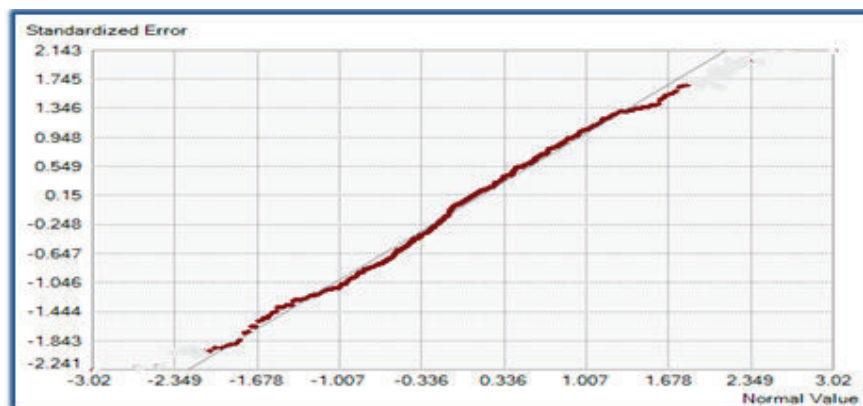


FIGURA 4.32 Grafico de la Normalidad en la Regresión



Prueba de Kolmogorov-Smirnov para los Residuos

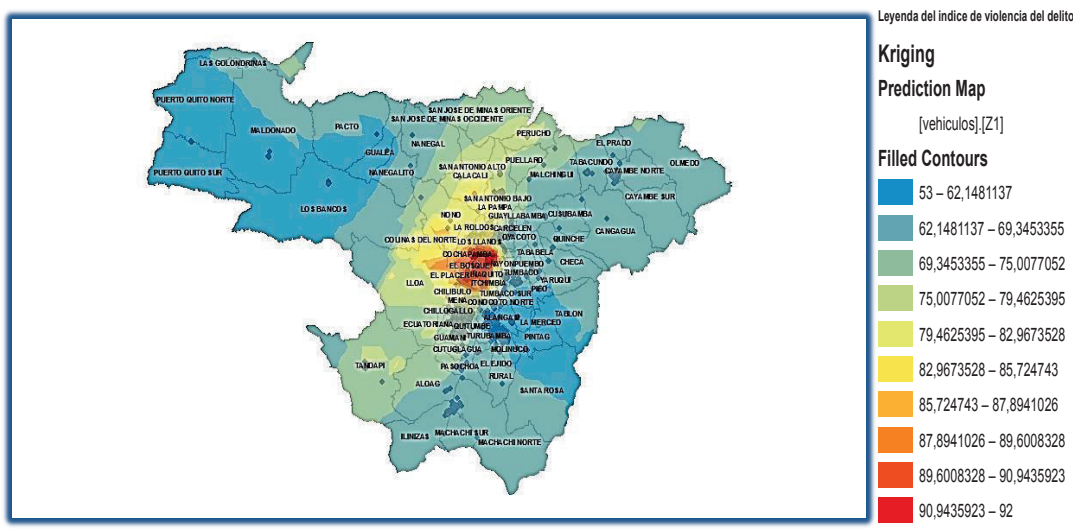
Parámetros normales ^{a,b}	Media	,01253
	Desviación típica	1,77431
Diferencias más extremas	Absoluta	,037
	Positiva	,037
	Negativa	-,027
Z de Kolmogorov-Smirnov		,182
Sig. asintót. (bilateral)		,713

a. La distribución de contraste es la Normal.

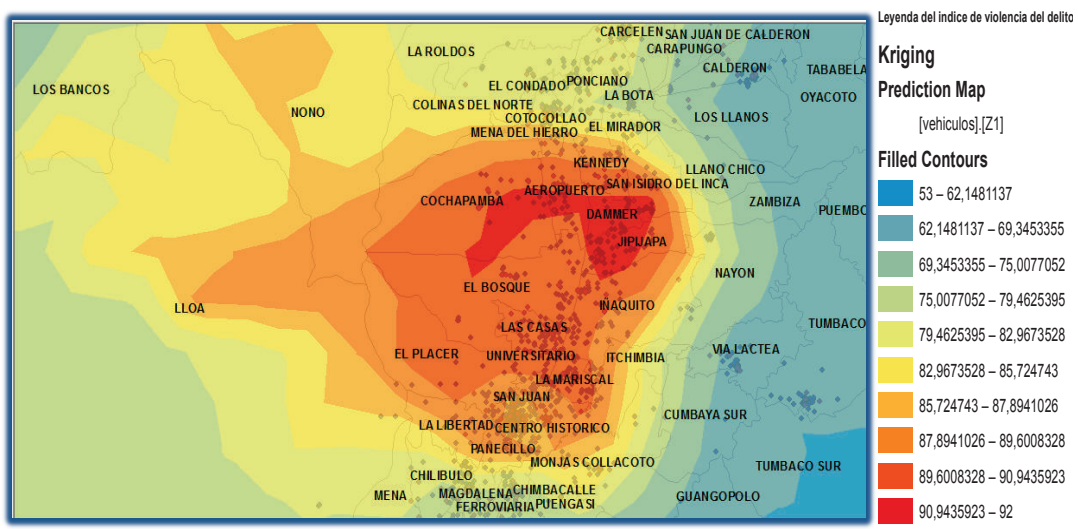
Prueba de Hipótesis: Se acepta la hipótesis de normalidad de los residuos.

El mapa 4.8 presenta la estimación espacial de la variable robo a domicilio para cualquier punto en la provincia de Pichincha; se puede observar que en la parte este y oeste de la provincia se encuentran los circuitos con menor cantidad y violencia de robo a domicilio; los valores intermedio se encuentran en la parte centro-norte, mientras que valores más altos se encuentran entre la parte central en el Distrito Metropolitano. En el mapa 4.9 se presentan los circuitos con las cantidades y violencia más altas, entre los cuales están Cochapamba, Aeropuerto, Dammer y Jipijapa.

MAPA 4.8 Mapa de las zonas de alto porcentaje e índice robo a domicilio



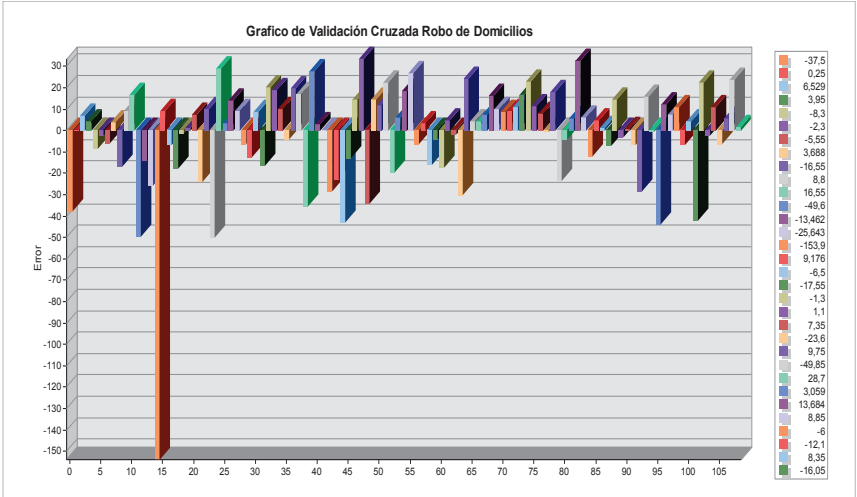
MAPA 4.9 Mapa de las zonas de alto porcentaje e índice robo a domicilio



4.1.1.4.4 Validación cruzada para el robo a domicilio

El gráfico 4.8 presenta los valores de los errores calculados mediante la validación cruzada; se puede observar que una pequeña proporción presenta errores grandes, esto significa que las predicciones de esta variable tienen errores pequeños y son buenas.

GRAFICO 4.8 Validación cruzada para el robo a domicilio



En la tabla 4.15 se observa que el valor de la media estandarizada es próximo a cero y la raíz media cuadrática estandarizada cercana a uno, por lo que se

considera que las predicciones para esta variable son buenas; mientras que el Gráfico 4.8 muestra algunos valores con errores de predicción medios debido a la variabilidad de los datos, el coeficiente de variación para esta variable es de 20,89 considerado medio. En la tabla 4.16 se detallan los valores de predicción de Z.

TABLA 4.15 Estadísticos de los errores determinados mediante la validación cruzada para el robo a domicilio

Robo a domicilio	
Media	0.1266050142
Raíz media cuadrática	3.7907124602
Media estandarizada	0.0078469668
Raíz Media Cuadrática Estandarizada:	0.9682507964
Error estándar de la media	4.3098843044

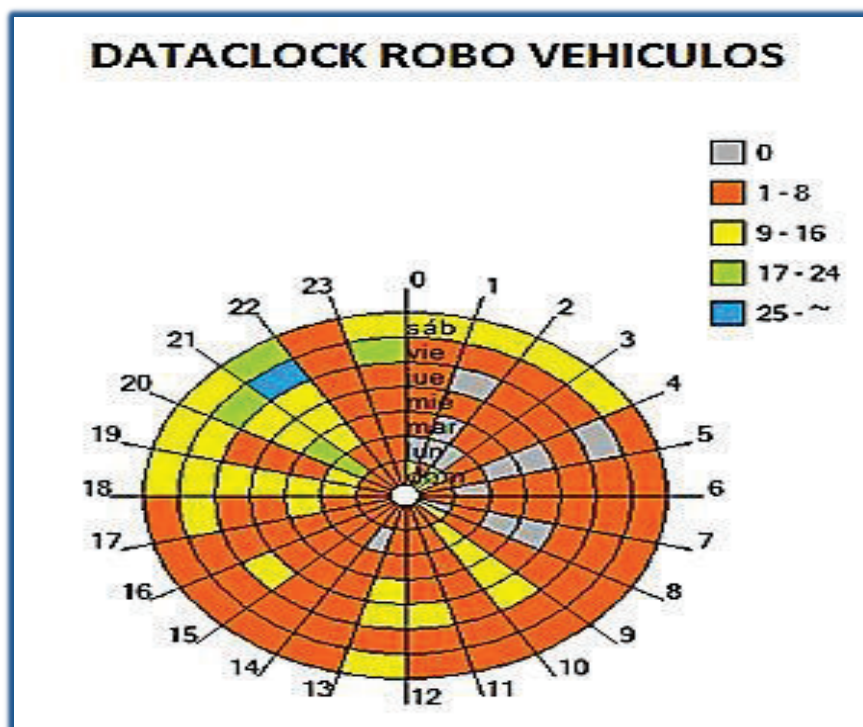
TABLA 4.16 Valores de la predicción y errores calculados

FID	Shap	Measured	Predicto	Error	StdError	Stdd_Error	NormVal	Source_I	Include
0	Point	90	96.25059	6.2505	3.476261	1.79808	2.023341	0	Yes
1	Point	98	89.76373	-8.2362	4.168164	-1.975994	-2.13316	1	Yes
2	Point	94	94.96143	0.9614	3.757148	0.255894	0.198009	2	Yes
3	Point	92	89.25598	-2.7440	3.239501	-0.84705	-0.78421	3	Yes
4	Point	61	61.83399	0.8339	12.574354	0.066325	-0.01269	4	Yes
5	Point	95	89.81626	-5.1837	3.290257	-1.57548	-1.67634	5	Yes
6	Point	89	89.83988	0.8398	3.363248	0.249724	0.185082	6	Yes
7	Point	82	85.57382	3.5738	3.468045	1.030503	0.95067	7	Yes
8	Point	96	93.75206	-2.2479	3.653891	-0.615216	-0.54637	8	Yes
9	Point	84	88.81963	4.8196	4.161095	1.15826	1.124598	9	Yes
10	Point	93	89.58098	-3.4190	3.210843	-1.064834	-0.99134	10	Yes
11	Point	58	62.98799	4.9879	4.764792	1.046844	0.981021	11	Yes
12	Point	87	89.55599	2.5559	3.219874	0.793818	0.692525	12	Yes
13	Point	90	93.89630	3.8963	3.653867	1.06635	1.012305	13	Yes
14	Point	56	58.71202	2.7120	3.098623	0.875237	0.792879	14	Yes
15	Point	70	67.76121	-2.2387	16.548374	-0.135287	-0.15289	15	Yes
16	Point	70	69.32133	-0.6786	3.571119	-0.190043	-0.18508	16	Yes
17	Point	60	64.11289	4.1128	3.722771	1.104793	1.044612	17	Yes

4.2 ANÁLISIS E INTERPRETACIÓN DE RESULTADOS DE LOS MAPAS DE CRONOLOGÍA DEL DELITO.

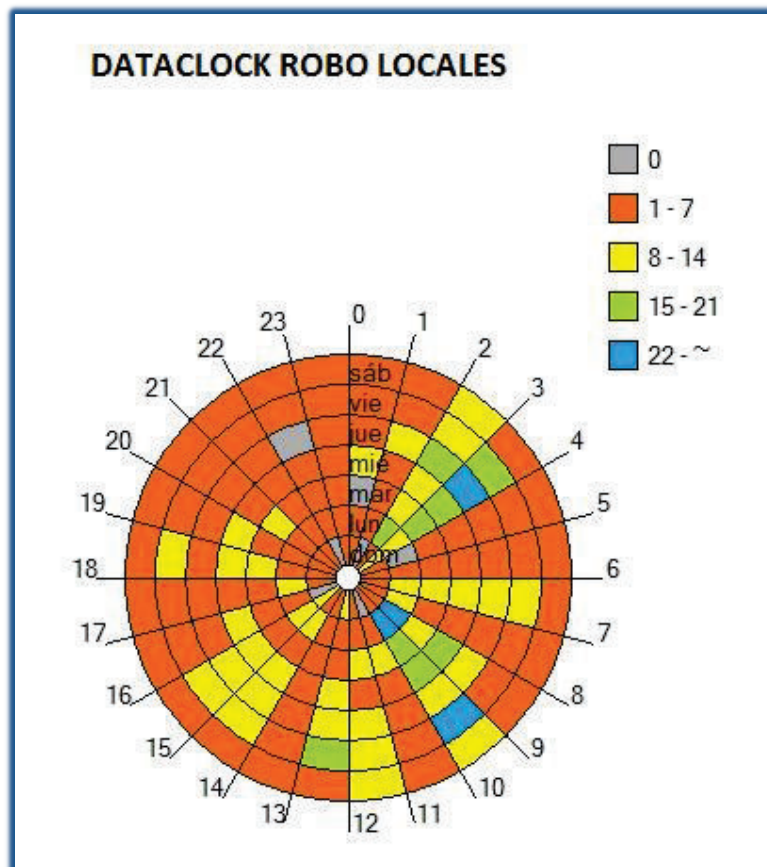
En la figura 4.33 se observa que el número mayor de robo de vehículos se da el día Viernes de 21:00 a 22:00 con una frecuencia mayor a 25 robos, seguido con una frecuencia que va de 17 a 24 robos, los días Sábados en el mismo horario, Viernes de 20:00 a 21:00 y 23:00 a 24:00, Lunes y Martes de 20:00 a 21:00

FIGURA 4.33 Gráfico de la Cronología del robo de vehículos



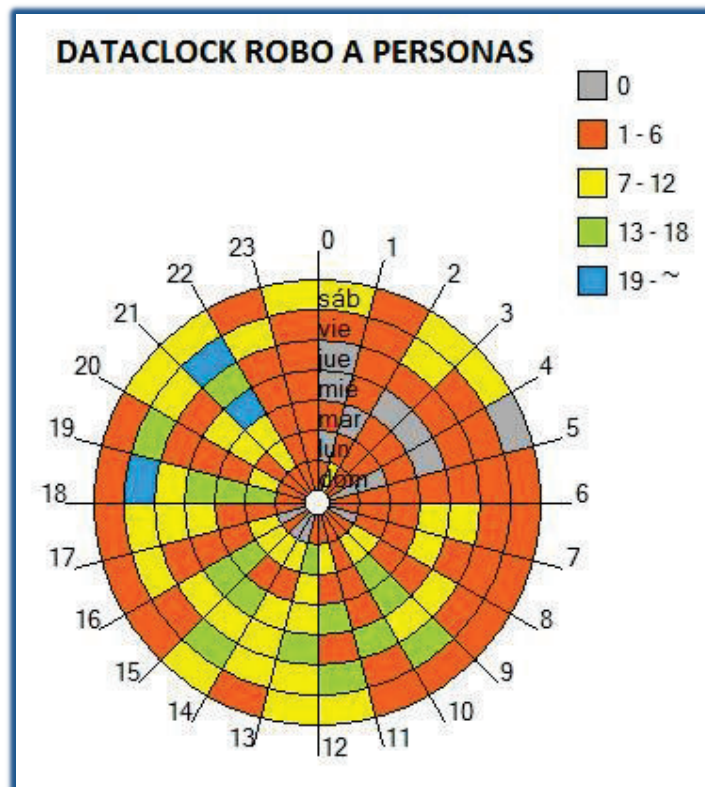
En la figura 4.34 se observa que el mayor número de robo de locales comerciales se dan los días Viernes de 09:00 a 10:00, Jueves de 03:00 a 04:00, Lunes de 08:00 a 10:00 con una frecuencia mayor a 22 robos, seguido con una frecuencia que va de 15 a 21 robos, los días Viernes de 03:00 a 04:00 y 12:00 a 13:00, Martes de 03:00 a 04:00 y 09:00 a 10:00, Miércoles de 03:00 a 04:00

FIGURA 4.34 Gráfico de la Cronología del robo de locales comerciales



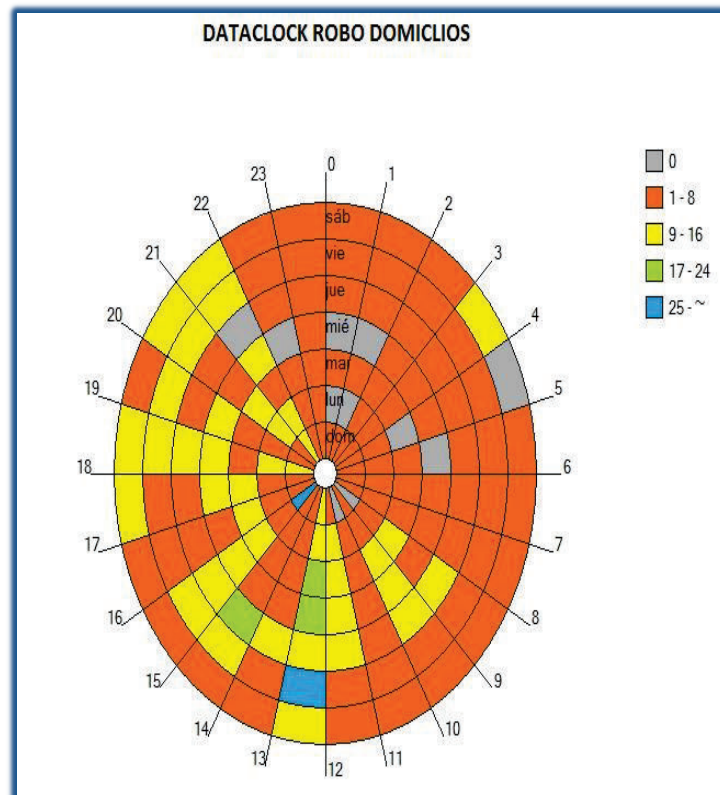
En la figura 4.35 se observa que el número mayor de robo de personas se dan los días Viernes de 18:00 a 19:00 y 21:00 a 22:00 , Miércoles de 21:00 a 22:00, Lunes de 08:00 a 10:00 con una frecuencia mayor a 19 robos, seguido con una frecuencia que va de 13 a 18 robos, los días Viernes de 09:00 a 10:00 , 11:00 a 12:00 , 14:00 a 15:00, Martes de 09:00 a 10:00 y 15:00 a 16:00, Miércoles de 11:00 a 12:00

FIGURA 4.35 Gráfico de la Cronología del robo a personas



En la figura 4.36 se observa que el número mayor de robo de domicilios se dan los días Viernes de 12:00 a 13:00 y 21:00 a 22:00 , Miércoles de 21:00 a 22:00, Lunes de 08:00 a 10:00 con una frecuencia mayor a 25 robos, seguido con una frecuencia que va de 17 a 24 robos, los días Jueves de 14:00 a 15:00 Martes de 12:00 a 13:00 y Miércoles de 12:00 a 13:00

FIGURA 4.36 Gráfico de la Cronología del robo de domicilios



CAPÍTULO 5

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

La aplicación y uso de técnicas estadísticas y geo estadísticas permiten analizar patrones en variables espaciales y temporales, lo que ayuda analizar situaciones delictuales, prevenir y reaccionar ante posibles cometimientos de los delitos, y establecer políticas públicas e inteligencia para combatir la delincuencia de una manera coordinada con todas las instituciones involucradas desde el Ecu-911.

Existen patrones espaciales que determinan la distribución de los delitos, asalto y robo a personas y a la propiedad privada en la provincia de Pichincha; es decir que se cumple si la distribución espacial de los fenómenos delictuales analizados se debe a factores diferentes a la aleatoriedad y por lo tanto existen agrupaciones espaciales marcadas en el territorio.

En el área de estudio se puede observar que no precisamente donde se da el mayor número de delitos, es el lugar con mayor índice de violencia en el delito, esto se relaciona con el lugar, la hora, la causa y el arma de intimidación.

Los mapas de predicción de los diferentes delitos, son de gran utilidad porque se pueden observar los circuitos en donde se desarrolla el mayor índice de violencia de cada uno de los delitos, esto sirve para el establecimiento de políticas públicas; en materia de seguridad ciudadana los recursos pueden ser canalizados en función de la determinación de las principales problemáticas, así como la determinación de los lugares de mayor incidencia delictiva. Representa una herramienta imprescindible para el establecimiento de evaluaciones de impacto de las acciones y planificaciones realizadas para combatir la delincuencia.

La variabilidad espacial del robo de vehículos, robo de personas y el robo locales comerciales se adecúan al modelo matemático de variograma gaussiano, mientras que el robo a domicilios se adecúa al modelo matemático de variograma exponencial. Todos los variogramas calculados se ajustaron a un modelo teórico

matemático establecido, esto contribuyó a que el índice (IGF) “Indicative goodness of fit” índice de calidad de ajuste sea cercano a cero.

Las funciones de regresión calculadas ayudan a calcular el nivel de violencia que puede suceder en algún circuito determinado, y con esto se puede deducir la modalidad de acción de la delincuencia, el arma de ataque y el nivel de agresión del delincuente, lo que ayuda a la toma de decisiones de las instituciones públicas como Policía Nacional, Ministerio del Interior, Ministerio Coordinador de Seguridad y Ecu-911 para reforzar y analizar los escenarios delictuales.

Mediante los Mapas Temáticos o Mapas de puntos calientes (Hotspot), ahora es posible determinar la distribución espacial de los distintos incidentes y mejorar las rutas y recorridos de los diferentes operativos.

Con los mapas predictivos y cronológicos podemos deducir patrones delictuales es decir, los circuitos y horarios en donde se dan los diferentes tipos de delitos, es decir la variable espacial es un elemento importante para la comprensión de la violencia, de manera que los delitos tienen una lógica recurrente según los lugares y el tiempo, lo cual podría conducir a la construcción de “escenarios del delito”.

Con los mapas predictivos y modelos se identifican las amenazas y riesgos, es decir las áreas de mayor sensibilidad, los posibles escenarios de violencia, determinar la ocurrencia y la severidad de un suceso o hecho violento, a fin de adoptar las medidas permanentes para su prevención, solución o remediación.

Con los mapas predictivos y el modelo preventivo se puede actuar sobre las causas estructurales y factores de riesgo, que son aquellas condiciones cuya presencia aumenta las probabilidades de que ciertos individuos comentan delitos y se atiende los factores de riesgo, como atención a la violencia de género, apoyo a la juventud en riesgo, control de acceso al alcohol y drogas, control de armas de fuego, educación para la paz, resolución de conflictos, entre otros.

BIBLIOGRAFÍA

- Isaaks, E. H. y, R.M. Srivastava (1989). Applied Geostatistics, 561pp. New York Oxford, Oxford University Press.
- Malla, M.S. y M.S. Santamaría (2005). VARIOWIN: Software para Análisis Variográfico, 9pp. XXXIII Coloquio Argentino de Estadística, CD-ROM.
- Santamaría, M. y Malla, M. (2006). Notas sobre el manejo del software geostatístico Variowin. Parte II: Modelado del variograma experimental. Revista del Instituto de Investigaciones FIGMMG. Volumen 11, No 22, 89-95
- Wackernagel, H. (1995). Multivariate Geostatistics. An Introduction with Applications. New York. Springer-Verlag. 256 pp. ISBN 3 540 60127 9
- Webster, R. y Oliver, M.A. (2007). Geostatistics for environmental scientists. Second Edition. New York. Wiley & Sons.
- Maximo Sozzo, Inseguridad, prevención y Policía.
- Lucía Dammert, Felipe Salazar, Inseguridad indicadores para las Américas.
- Instituto Ciudadano de Estudios de la Seguridad (ICESI). <http://www.icesi.org.mx>
- Violencia. http://www.oas.org/dsp/espanol/cpo_observatorio.asp
- Hernández, Pedro Pablo, "Tratado de Sociología del Derecho", 2da. Edición, Editora Centenario, S.A., Santo Domingo, 2007.
- Pavarini, Massimo: "Enfoques criminológicos en la interpretación conflictiva de la sociedad" en Control y Dominación, Siglo XXI editores, México 1983.
- Díaz- Francés, E. (1993). Introducción a Conceptos Básicos de Geoestadística. Guanajuato.
- Diggle, P.J. y Ribeiro Jr, P. J. (2007). Model-based Geostatistics. New York. Springer.
- Pedrosa, H. y Dicovski, L. (2007) Sistema de análisis estadístico con SPSS. Managua. IICA, INTA.

Santamaría, M. y Malla, M. (2006). Notas sobre el manejo del software geostatístico Variowin . Parte I: Cálculo del variograma. Revista del Instituto de Investigaciones FIGMMG. Volumen 9, No 18, 82-90

Arguello Mejia Santiago (2013) Delincuencia y Justicia Penal, Fiscalía General del Estado.

Giraldo, R. (2007). Introducción a la Geoestadística. Teoría y aplicaciones. Bogotá.<http://www.docentes.unal.edu.co/rgiraldoh/docs/LIBRODEGEOESTADISTICA.pdf>

ANEXOS

ANEXO A

A.1 ESTADÍSTICA DESCRIPTIVA Y ESTADÍSTICA INFERENCIAL.

La estadística descriptiva, aquella que nos permite determinar las características de una muestra de individuos a los que se les ha medido un conjunto de variables, se basa en el cálculo de una serie de estadísticos que se obtienen a partir de los valores medidos en los individuos. Complementariamente las técnicas de estadística inferencial tratan de determinar las características de la población de la que se ha extraído la muestra a partir de los estadísticos medidos sobre esta.

A.2 ESTADÍSTICA ESPACIAL.

El caso del espacio es similar al del tiempo pero algo más complejo. El espacio es bidimensional y no hay una dirección preferente. Esto implica que los valores de autocorrelación no tienen por qué ser los mismos en todas las direcciones.

Otra dificultad es que mientras que en una serie temporal disponemos de todos, o casi todos, los datos medidos como valores agregados (diarios, mensuales); en un estudio espacial sólo disponemos de los valores medidos en algunos puntos de muestreo en un espacio infinito, por tanto la estimación de medias, desviaciones típicas y covarianzas no es muy fiable. Por ello se prefiere utilizar otro estadístico alternativo al coeficiente de correlación y que no se basa en estos parámetros, es el semivariograma.

El semivariograma nos da una visión de cual es la estructura de variabilidad espacial de una variable medida en un conjunto de puntos, para su cálculo se siguen los siguientes pasos:

1. Determinar todos los posibles pares de puntos (en total $\sum_{i=1}^{n-1} i$ donde n es el tamaño de la muestra).
2. Para cada par (i, j), anotar la distancia ($d_{i,j}$) entre los puntos y el cuadrado de la diferencia de los valores. ($dZ^2 = (Z_i - Z_j)^2$).

3. Establecer una serie de valores críticos de distancia (h), por ejemplo 500, 1000, 1500, 2000 m, y asignarles los pares cuya distancia d sea más similar, de manera que cada valor de h recibe n_h pares.
4. Calcular para cada valor de h la función semivariograma como:

$$\gamma(h) = \frac{\sum_{k=1}^{n_h} dz^2}{2nh}$$

donde k hace referencia a cada uno de los pares.

Calculando γ para diferentes valores de h obtenemos un semivariograma experimental. Lógicamente para valores de h pequeños la función $\gamma(h)$ alcanzará valores pequeños (puesto que los valores en puntos cercanos tenderán a ser más parecidos) y conforme aumenta h aumentará $\gamma(h)$. El valor de $\gamma(h)$ suele alcanzar un máximo (denominado meseta). La representación gráfica (h en abscisas y $\gamma(h)$ en ordenadas) proporciona un resumen de la estructura de variación de la variable.

Este gráfico nos proporciona información de gran utilidad para interpolar nuevas capas de información espacial a partir de datos puntuales. Nos da una indicación de como la distancia entre los puntos influye sobre las diferencias en los valores de las variables medidas en ellos. La interpretación del semivariograma utiliza tres conceptos fundamentales:

A.2.1 EFECTO PEPITA.

Es el valor del semivariograma en el origen. Resulta del componente aleatorio, no correlacionado espacialmente, que experimenta cualquier variable espacial. Se denomina así por las pepitas de oro que representan un brusco incremento en la variable concentración de oro para distancias muy cortas.

A.2.2 MESETA.

Es el valor máximo que adopta el semivariograma para distancias elevadas más allá de las cuales no hay autocorrelación espacial.

A.2.3 RANGO.

Es la distancia a la que se alcanza la meseta. Puede asimilarse a la distancia más allá de la cual dos medidas pueden considerarse independientes.

A.3 MÉTODOS DE INTERPOLACIÓN A PARTIR DE PUNTOS.

Los diferentes métodos de interpolación desarrollados pueden dividirse en dos tipos fundamentales:

1. Métodos globales, utilizan toda la muestra para estimar el valor en cada nuevo punto.
2. Métodos locales, utilizan solo los puntos de muestreo más cercanos.

A.3.1 MÉTODOS GLOBALES.

Los métodos globales asumen la dependencia de la variable a interpolar de otras variables de apoyo. Pueden darse dos situaciones en función del tipo de variable de apoyo que se utilice:

A.3.1.1 MÉTODOS DE CLASIFICACIÓN.

La variable de apoyo es cualitativa (usos del suelo, tipos de suelo o roca). En este caso se asume que la variable adopta en cada punto el valor medio correspondiente al valor de la variable de apoyo en ese punto. Por ejemplo si se trata de interpolar el contenido en arcilla de los suelos, puede utilizarse el tipo de suelo como variable de apoyo y asignar a cada suelo su contenido medio de arcilla. Estos métodos se basan en una serie de premisas que no se cumplen necesariamente:

1. Las variaciones de Z dentro de las diferentes clases de V son aleatorias y no autocorrelacionadas espacialmente.
2. Z está normalmente distribuida en cada clase y su media y varianza es la misma en todas las manchas de una misma clase.
3. Los cambios en la variable Z en las fronteras entre clases se producen de forma brusca.

El resultado es equivalente a una reclasificación que produce un mapa en el que los diferentes valores de V se transforman en valores de Z

A.3.1.2 MÉTODOS DE REGRESIÓN.

Implican, como su nombre indica, un análisis de regresión previo a partir del cual se genera un modelo de interpolación de tipo polinómico. Generalmente se utilizan X e Y (longitud y latitud) como variables de apoyo ya que no necesitan de ninguna medición, y también alguna variable cuantitativa V espacialmente distribuida, un ejemplo habitual es la altitud, y otras variables topográficas derivadas, por su facilidad de medida, su evidente relación con casi todos los procesos ambientales y por las posibilidades que un SIG ofrece en cuanto al tratamiento de la elevación e información derivada. No resulta recomendable utilizar polinomios de grado mayor que 3 ya que, a pesar de un ajuste cada vez mejor, se hacen cada vez más sensibles a los valores extremos con lo que cualquier error en los datos podría generar distorsiones importantes en el resultado final.

En ambos casos (clasificación y regresión) se requiere un análisis estadístico previo para determinar que los datos se ajustan al modelo estadístico implicado. En el caso de la clasificación que las medias de las diferentes clases son significativamente diferentes y que las desviaciones típicas dentro de las clases

son pequeñas. En el caso de la regresión es necesario verificar que el coeficiente de correlación es significativamente elevado.

A.3.2 MÉTODOS LOCALES BASADOS EN MEDIAS PONDERADAS.

Los métodos locales se basan en la utilización de los puntos más cercanos al punto de interpolación para estimar la variable Z en este, el conjunto de puntos más cercanos se llaman conjunto de interpolación. La autocorrelación espacial y estiman los valores de Z como una media ponderada de los valores de un conjunto de puntos de muestreo cercanos. Exigen tomar una serie de decisiones:

1. Los puntos cercanos van a formar parte del conjunto de interpolación en función de los siguientes criterios:

- Aquellos cuya distancia al punto de interpolación sea inferior a un valor umbral r .
- Los n puntos más cercanos al punto de interpolación.

El semivariograma nos permite determinar un valor de distancia de forma objetiva, lógicamente el valor umbral no debe superar el valor del alcance de este.

2. El método de interpolación.

- La solución más simple es asignar el valor del punto más cercano (método del vecino más próximo), se utiliza antes de la existencia de ordenadores ya que resultaba sencillo hacerlo a mano.
- Media de los valores de los puntos incluidos en el conjunto de interpolación.
- Cuanto más apartados esten dos puntos más diferentes serán sus valores de Z . Para tener en cuenta este hecho se utilizan medias ponderadas utilizando como factor de ponderación el inverso de la distancia elevado a algún exponente k (generalmente $k = 2$).

$$Z_j = \sum_{i=1}^N w_i * z_i$$

Los valores de distancia (d_i) al punto de interpolación (representado por una d_i) y de precipitación (Z_i) medidos en los puntos del conjunto de interpolación seleccionado son los que aparecen en la tabla.

i	d_i	Z_i
1	52.7	33
2	90.9	27
3	33.8	45
4	56.3	44
5	36.4	46
6	54.8	41

La estimación de Z en el punto de interpolación sería:

- Vecino más próximo: $Z = 45$
- Media: $Z = 39,3$
- Media ponderada por inverso de la distancia ($k=2$): $W1 = 0,13$, $W2 = 0,044$, $W3 = 0,317$, $W4 = 0,114$, $W5 = 0,273$, $W6 = 0,121$, $Z = 42,3$

A.4 KRIGGEADO.

Método desarrollado en el marco de la teoría geoestadística y que utiliza toda la información procedente del semivariograma para obtener unos factores de ponderación optimizados. Se trata de un método muy extendido, pero es bastante complejo matemáticamente y muy exigente en cuanto a la calidad de la muestra de puntos y las mediciones realizadas de la variable que se interpola. Si ésta no es adecuada son preferibles los modelos de medias ponderadas que son los más utilizados tradicionalmente debido a la sencillez de su manejo y a su robustez. Además hay que tener en cuenta que normalmente la función semivariograma se calcula globalmente, sin que se hayan hecho demasiados estudios sobre su variación espacial, y asumiendo que la variable es estacionaria (la media y

varianza son constantes en el espacio). Los programas de SIG suelen disponer de herramientas para su utilización o bien de modos de integrar programas específicos de geoestadística.

A.5 VALIDACIÓN Y VALIDACIÓN CRUZADA.

Para verificar la calidad de un mapa interpolado debe utilizarse un conjunto de validación formado por una serie de puntos de muestreo (de los que por tanto se conoce el valor real) en los que se va a hacer una estimación de dicho valor real (sin utilizar por supuesto el valor medido en ellos). La diferencia entre el valor medido y el estimado es el error de estimación en ese punto. De este modo a cada punto de validación se asigna un error. El conjunto de los errores debe tener las siguientes características:

1. Media de errores y media de errores al cuadrado próxima a cero
2. Los valores de error deben ser independientes de su localización en el espacio y no estar autocorrelacionados
3. La función de distribución de los errores debe aproximarse a la distribución normal

El problema es que en muchos casos se dispone de pocos puntos de muestreo, por lo que no resulta conveniente reservar algunos de ellos como puntos de validación, la alternativa es el procedimiento de validación cruzada.

Este consiste en la estimación del valor de la variable Z , con el procedimiento de interpolación que quiere validarse, en cada uno de los puntos de muestreo, aunque sin incluir dicho punto de muestro. De esta manera se conoce para cada punto de muestreo tanto el valor real como el valor estimado de forma que puede llevarse a cabo el análisis estadístico de errores antes mencionado.