

ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL

FACULTAD DE CIENCIAS

**ANÁLISIS Y APLICACIÓN DE TÉCNICAS GEOESTADÍSTICAS
PARA LA CLASIFICACIÓN AGROLÓGICA DE SUELOS DE LA
HACIENDA EL PRADO IASA – ESPE.**

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

MARCO PATRICIO LUNA LUDEÑA
mpluna@espe.edu.ec

Director: Mat. Nelson Alejandro Araujo Grijalva, MSc
alejandro.araujo@epn.edu.ec

2012



ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL FACULTAD DE CIENCIAS

ORDEN DE ENCUADERNACIÓN

De acuerdo con lo estipulado en el Art. 17 del instructivo para la Aplicación del Reglamento del Sistema de Estudios, dictado por la Comisión de Docencia y Bienestar Estudiantil el 9 de agosto del 2000, y una vez comprobado que se han realizado las correcciones, modificaciones y mas sugerencias realizadas por los miembros del Tribunal Examinador al informe de la Tesis de Grado presentado por MARCO PATRICIO LUNA LUDEÑA.

Se emite la presente orden de empastado, con fecha mes día de año.

Para constancia firman los miembros del Tribunal Examinador:

NOMBRE	FUNCIÓN	FIRMA
Mat. Alejandro Araujo MSc	Director	
Dr. Holger Capa S. Ph.D.	Examinador	
Mat. Alfonso Castro	Examinador	

Eduardo Ávalos Ph.D
DECANO

DECLARACIÓN

Yo, Marco Patricio Luna Ludeña, declaro bajo juramento que el trabajo aquí descrito es de mi autoría; que no ha sido previamente presentada 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.

Marco Patricio Luna Ludeña

CERTIFICACIÓN

Certifico que el presente trabajo fue desarrollado por Marco Patricio Luna Ludeña, bajo mi supervisión.

Mat. Alejandro Araujo, MSc.

DIRECTOR DE TESIS

AGRADECIMIENTOS

A la Escuela Politécnica del Ejército, en especial a la Carrera de Ingeniería en Ciencias Agropecuarias IASA I, a sus autoridades de turno como a su personal Docente y Administrativo, especialmente a mis alumnos por el apoyo brindado para la ejecución de esta tesis.

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 Mat. Alejandro Araujo M.Sc. por su guía y apoyo incondicional, a quien le presento mi gran aprecio y admiración.

DEDICATORIA

A Dios por su infinita bondad, a María Santísima por su protección.

A mi esposa Mercedes quien fue el pilar fundamental en la terminación de este proyecto y a mis hijos por su amor y comprensión.

A mi madre y hermanos por todo el apoyo recibido.

ÍNDICE DE CONTENIDO

LISTA DE FIGURAS	vii
LISTA DE GRÁFICOS.....	vii
LISTA DE MAPAS.....	ix
LISTA DE CUADROS	ix
LISTA DE TABLAS.....	x
RESUMEN	xii
CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN Y FUNDAMENTOS TEÓRICOS	1
1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	2
1.2 OBJETIVO GENERAL.....	3
1.3 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	3
1.4 JUSTIFICACIÓN.....	3
1.5 CLASES AGROLÓGICAS	4
1.6 DATOS ESPACIALES Y ANÁLISIS EXPLORATORIO.....	8
1.6.1 ESTADÍSTICA ESPACIAL	8
1.6.2 ÁREAS DE LA ESTADÍSTICA ESPACIAL.....	8
1.6.2.1 GEOESTADÍSTICA	8
1.6.2.2 MALLAS.....	8
1.6.2.3 PATRONES ESPACIALES.....	8
1.7 DATOS GEORREFERENCIADOS	9
1.8 DEFINICIONES BÁSICAS DE GEOESTADÍSTICA	9
1.8.1 DEFINICIÓN DE GEOESTADÍSTICA	9
1.8.2 VARIABLE REGIONALIZADA.....	10
1.8.3 MOMENTOS DE UNA VARIABLE REGIONALIZADA	10
1.8.4 ESTACIONARIEDAD	11
1.8.5 ESTACIONARIEDAD DE SEGUNDO ORDEN	11
1.8.6 ESTACIONARIEDAD DÉBIL O INTRÍNSECA	12
1.9 CORRELACIÓN ESPACIAL MUESTRAL.....	12
1.9.1 FUNCIONES DE CORRELACIÓN ESPACIAL	12
1.9.2 COVARIÓGRAMA Y CORRELOGRAMA	12
1.9.3 VARIOGRAMA Y SEMIVARIOGRAMA.....	13
1.9.3.1 EFECTO PEPITA	14
1.9.3.2 MESETA O UMBRAL	14
1.9.3.3 ESCALA.....	14
1.9.3.4 RANGO.....	14
1.10 MODELOS TEÓRICOS DEL VARIOGRAMA	15
1.10.1 MODELO ESFÉRICO	15
1.10.2 MODELO EXPONENCIAL	16

1.10.3	MODELO GAUSSIANO	17
1.10.4	MODELO LINEAL	17
1.10.5	MODELO DE INDEPENDENCIA (PEPITA PURO).....	18
1.11	PREDICCIÓN ESPACIAL.....	19
1.12	DEFINICIÓN DE KRIGING	19
1.13	KRIGING ORDINARIO	20
1.14	VARIANZA DE PREDICCIÓN DEL KRIGING ORDINARIO	24
1.15	ESTIMACIÓN DE PONDERACIONES POR MEDIO DE LA FUNCIÓN DE SEMIVARIANZA	24
1.16	VALIDACIÓN DEL KRIGING	27
CAPÍTULO 2: DESCRIPCIÓN DEL ÁREA DE ESTUDIO		28
2.1	DEFINICIÓN DEL ÁREA DE ESTUDIO.....	28
2.2	UBICACIÓN, LÍMITES Y SUPERFICIE	28
2.3	CARACTERÍSTICAS BIOFÍSICAS	30
2.3.1	ALTITUD	30
2.3.2	CLIMA	30
2.3.3	ECOLOGÍA	31
2.3.4	VEGETACIÓN NATURAL.....	31
2.3.6	USO ACTUAL DEL SUELO	32
2.3.7	GEOMORFOLOGÍA.....	32
2.4	PRINCIPALES CARACTERÍSTICAS DE LOS SUELOS EN LA ZONA DE ESTUDIO.....	33
2.4.1	GEOLOGÍA.....	33
2.4.1.1	FORMACIÓN CHICHE (PLEISTOCENO)	34
2.4.1.2	FORMACIÓN CANGAHUA (CUATERNARIO)	34
2.4.1.3	DEPÓSITOS GLACIALES.....	35
CAPÍTULO 3: TÉCNICAS Y MÉTODOS APLICADOS AL ÁREA DE ESTUDIO..		36
3.1	LEVANTAMIENTO DE SUELOS	36
3.2	ANÁLISIS DE CONGLOMERADOS	38
3.3	ANÁLISIS Y APLICACIÓN DE TÉCNICAS GEOESTADÍSTICAS	40
3.3.1	ANÁLISIS EXPLORATORIO DE DATOS.....	41
3.3.2	ANÁLISIS ESTRUCTURAL.....	42
3.3.3	PREDICCIÓN ESPACIAL	46
3.4	CLASIFICACIÓN AGROLÓGICA DEL SUELO	48

CAPÍTULO 4: ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS	52
4.1 INTERPRETACIÓN DE LOS RESULTADOS	52
4.1.1 LEVANTAMIENTO TOPOGRÁFICO.....	52
4.1.2 MAPA DE OBSERVACIONES DE CAMPO	54
4.1.3 ANÁLISIS DE CONGLOMERADOS.....	61
4.1.4 ANÁLISIS GEOESTADÍSTICO	65
4.1.4.1 ANÁLISIS GEOESTADÍSTICO PARA LA VARIABLE ARCILLA .65	
4.1.4.1.1 ANÁLISIS EXPLORATORIO DE DATOS PARA LA ARCILLA	65
4.1.4.1.2 ANÁLISIS ESTRUCTURAL PARA LA ARCILLA.....	66
4.1.4.1.3 PREDICCIÓN ESPACIAL PARA LA ARCILLA	70
4.1.4.1.4 VALIDACIÓN CRUZADA PARA LA ARCILLA	65
4.1.4.2 ANÁLISIS GEOESTADÍSTICO PARA LA VARIABLE ARENA71	
4.1.4.2.1 ANÁLISIS EXPLORATORIO DE DATOS PARA LA ARENA.....	71
4.1.4.2.2 ANÁLISIS ESTRUCTURAL PARA LA ARENA	72
4.1.4.2.3 PREDICCIÓN ESPACIAL PARA LA ARENA.....	74
4.1.4.2.4 VALIDACIÓN CRUZADA PARA LA ARENA.....	76
4.1.4.3 ANÁLISIS GEOESTADÍSTICO PARA LA VARIABLE CAPACIDAD DE INTERCAMBIO CATIÓNICO (C.I.C)	77
4.1.4.3.1 ANÁLISIS EXPLORATORIO DE DATOS PARA LA C.I.C	77
4.1.4.3.2 ANÁLISIS ESTRUCTURAL PARA LA C.I.C.	79
4.1.4.3.3 PREDICCIÓN ESPACIAL PARA LA C.I.C	80
4.1.4.3.4 VALIDACIÓN CRUZADA PARA LA C.I.C	82
4.1.4.4 ANÁLISIS GEOESTADÍSTICO PARA LA VARIABLE HUMEDAD EQUIVALENTE(H.E)	83
4.1.4.4.1 ANÁLISIS EXPLORATORIO DE DATOS PARA LA H.E	83
4.1.4.4.2 ANÁLISIS ESTRUCTURAL PARA LA H.E.....	84
4.1.4.4.3 PREDICCIÓN ESPACIAL PARA LA H.E.	86
4.1.4.4.4 VALIDACIÓN CRUZADA PARA LA H.E	88
4.1.4.5 ANÁLISIS GEOESTADÍSTICO PARA LA VARIABLE POTASIO ASIMILABLE (K-AS).....	89
4.1.4.5.1 ANÁLISIS EXPLORATORIO DE DATOS PARA EL K-AS	89
4.1.4.5.2 ANÁLISIS ESTRUCTURAL PARA EL K-AS	90
4.1.4.5.3 PREDICCIÓN ESPACIAL PARA EL K-AS.....	92
4.1.4.5.4 VALIDACIÓN CRUZADA PARA EL K-AS	94
4.1.4.6 ANÁLISIS GEOESTADÍSTICO PARA LA VARIABLE POTASIO 95	
4.1.4.6.1 ANÁLISIS EXPLORATORIO DE DATOS PARA EL POTASIO (K)	95
4.1.4.6.2 ANÁLISIS ESTRUCTURAL PARA EL POTASIO.....	96
4.1.4.6.3 PREDICCIÓN ESPACIAL PARA EL POTASIO	97
4.1.4.6.4 VALIDACIÓN CRUZADA PARA POTASIO.....	99
4.1.4.7 ANÁLISIS GEOESTADÍSTICO PARA LA VARIABLE MANGANESIO	100
4.1.4.7.1 ANÁLISIS EXPLORATORIO DE DATOS PARA EL MANGANESIO.....	100

4.1.4.7.2 ANÁLISIS ESTRUCTURAL PARA EL MANGANESIO .	101
4.1.4.7.3 PREDICCIÓN ESPACIAL PARA EL MANGANESIO	102
4.1.4.7.4 VALIDACIÓN CRUZADA PARA EL MANGANESIO	104
4.1.4.8 ANÁLISIS GEOESTADÍSTICO PARA LA VARIABLE MATERIA ORGÁNICA (M.O)	105
4.1.4.8.1 ANÁLISIS EXPLORATORIO DE DATOS PARA LA M.O	105
4.1.4.8.2 ANÁLISIS ESTRUCTURAL PARA LA M.O.....	106
4.1.4.8.3 PREDICCIÓN ESPACIAL PARA LA M.O	108
4.1.4.8.4 VALIDACIÓN CRUZADA PARA LA M.O	110
4.1.4.9 ANÁLISIS GEOESTADÍSTICO PARA LA VARIABLE SODIO...111	
4.1.4.9.1 ANÁLISIS EXPLORATORIO DE DATOS PARA EL SODIO	111
4.1.4.9.2 ANÁLISIS ESTRUCTURAL PARA EL SODIO	112
4.1.4.9.3 PREDICCIÓN ESPACIAL PARA EL SODIO.....	114
4.1.4.9.4 VALIDACIÓN CRUZADA PARA EL SODIO.....	116
4.1.4.10 ANÁLISIS GEOESTADÍSTICO PARA LA VARIABLE FÓSFORO ASIMILABLE (P-AS).....	117
4.1.4.10.1 ANÁLISIS EXPLORATORIO DE DATOS PARA EL P-AS.....	117
4.1.4.10.2 ANÁLISIS ESTRUCTURAL PARA EL P-AS	118
4.1.4.10.3 PREDICCIÓN ESPACIAL PARA EL P-AS.....	119
4.1.4.10.4 VALIDACIÓN CRUZADA PARA EL P-AS.....	121
4.1.4.11 ANÁLISIS GEOESTADÍSTICO PARA LA VARIABLE POTENCIAL HIDRÓGENO (PH)	122
4.1.4.11.1 ANÁLISIS EXPLORATORIO DE DATOS PARA EL PH	122
4.1.4.11.2 ANÁLISIS ESTRUCTURAL PARA EL PH.....	123
4.1.4.11.3 PREDICCIÓN ESPACIAL PARA EL PH	124
4.1.4.11.4 VALIDACIÓN CRUZADA PARA EL PH	126
4.1.4.12 ANÁLISIS GEOESTADÍSTICO PARA LA VARIABLE PROFUNDIDAD	127
4.1.4.12.1 ANÁLISIS EXPLORATORIO DE DATOS PARA LA PROFUNDIDAD.....	127
4.1.4.12.2 ANÁLISIS ESTRUCTURAL PARA LA PROFUNDIDAD	127
4.1.4.12.3 PREDICCIÓN ESPACIAL PARA LA PROFUNDIDAD	129
4.1.4.12.4 VALIDACIÓN CRUZADA PARA LA PROFUNDIDAD.	131
4.2 MAPA DE LA CLASIFICACIÓN AGROLÓGICA DE LOS SUELOS DE LA HACIENDA EL PRADO	133
4.3 DESCRIPCIÓN E INTERPRETACIÓN DE LAS UNID. MAPEADAS	138
 CAPÍTULO 5 CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	139
 BIBLIOGRAFÍA	142

ANEXOS	145
A.1 ANÁLISIS DE CONGLOMERADOS.....	145
A.1.1 MEDIDAS DE PROXIMIDAD Y DE DISTANCIA	145
A.1.2 MÉTODOS DE CLASIFICACIÓN	148
B.1 ESTUDIO DE SUELOS	149
B.1.1 TAXONOMÍA DE SUELOS.....	149
B.1.1.1 ENTISOLES.....	149
B.1.1.2 ANDISOLES.....	150
C.1 INTERPRETACIÓN DE LA CAPACIDAD PRODUCTIVA DE LA TIERRA.....	152
C.1.1 DESCRIPCIÓN DEL SUELO AGRÍCOLA	152
C.1.2 MUESTREO DEL SUELO	152
C.1.3 EL PERFIL DEL SUELO.....	153
D.1 DESCRIPCIÓN DE LOS PAQUETES INFORMÁTICOS Y ESTADÍSTICOS A UTILIZAR.....	154
D.1.1 STATISTICAL PACKAGE FOR THE SOCIAL SCIENCES (SPSS)...	154
D.1.2 VARIOWIN 2.21	155
D.1.3 SURFER 8.0.....	156
D.1.4 ARCGIS 9.3.....	156
E.1 RESULTADO DEL ANÁLISIS DE CONGLOMERADOS.....	158

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.....	18
FIGURA 1.6 Modelo del semivariograma teórico sin correlación espacial	19
FIGURA 4.1 Dendograma	61

LISTA DE GRÁFICOS

GRÁFICO 4.1 Porcentaje de tipo de drenaje	55
GRÁFICO 4.2 Porcentaje de tipo de textura	56
GRÁFICO 4.3 Porcentaje de tipo de profundidad	57
GRÁFICO 4.4 Porcentaje de cantidad de materia orgánica.....	58
GRÁFICO 4.5 Porcentaje de cantidad de rocosidad	59
GRÁFICO 4.6 Porcentaje de cantidad de graviliosidad.....	59
GRÁFICO 4.7 Porcentaje de cantidad de pedregosidad.....	60
GRÁFICO 4.8 Diagrama de caja e histograma para la arcilla	66
GRÁFICO 4.9 Semivariograma experimental para la arcilla	67
GRÁFICO 4.10 Modelo teórico del semivariograma para la arcilla	68
GRÁFICO 4.11 Validación cruzada para la arcilla.....	70
GRÁFICO 4.12 Diagrama de caja e histograma para la arena	72
GRÁFICO 4.13 Semivariograma experimental para la arena	73
GRÁFICO 4.14 Modelo teórico del semivariograma para la arena	74
GRÁFICO 4.15 Validación cruzada para la arena.....	76
GRÁFICO 4.16 Diagrama de caja e histograma para la C.I.C	78
GRÁFICO 4.17 Semivariograma experimental para la C.I.C.....	79
GRÁFICO 4.18 Modelo teórico del semivariograma para la C.I.C	80
GRÁFICO 4.19 Validación cruzada para la C.I.C.....	82
GRÁFICO 4.20 Diagrama de caja e histograma para la humedad equivalente ...	84

GRÁFICO 4.21	Semivariograma experimental para la humedad equivalente.....	85
GRÁFICO 4.22	Modelo teórico del semivariograma para la humedad equivalente	86
GRÁFICO 4.23	Validación cruzada para la humedad equivalente.....	88
GRÁFICO 4.24	Diagrama de caja e histograma para el potasio asimilable	90
GRÁFICO 4.25	Semivariograma experimental para el potasio asimilable	91
GRÁFICO 4.26	Modelo teórico del semivariograma para el potasio asimilable ...	92
GRÁFICO 4.27	Validación cruzada para el potasio asimilable.....	94
GRÁFICO 4.28	Diagrama de caja e histograma para el potasio.....	96
GRÁFICO 4.29	Semivariograma experimental para el potasio	97
GRÁFICO 4.30	Modelo teórico del semivariograma para el potasio	97
GRÁFICO 4.31	Validación cruzada para el potasio	99
GRÁFICO 4.32	Diagrama de caja e histograma para el magnesio	100
GRÁFICO 4.33	Semivariograma experimental para el magnesio	102
GRÁFICO 4.34	Modelo teórico del semivariograma para el magnesio	102
GRÁFICO 4.35	Validación cruzada para el magnesio	104
GRÁFICO 4.36	Diagrama de caja e histograma para la materia orgánica.....	106
GRÁFICO 4.37	Semivariograma experimental para la materia orgánica	107
GRÁFICO 4.38	Modelo teórico del semivariograma para la materia orgánica...	108
GRÁFICO 4.39	Validación cruzada para la materia orgánica	110
GRÁFICO 4.40	Diagrama de caja e histograma para el sodio.....	112
GRÁFICO 4.41	Semivariograma experimental para el sodio	113
GRÁFICO 4.42	Modelo teórico del semivariograma para el sodio	114
GRÁFICO 4.43	Validación cruzada para el sodio	116
GRÁFICO 4.44	Diagrama de caja e histograma para el fósforo asimilable.....	118
GRÁFICO 4.45	Semivariograma experimental para el fósforo asimilable.....	119
GRÁFICO 4.46	Modelo teórico del semivariograma para el fósforo asimilable..	119
GRÁFICO 4.47	Validación cruzada para el fósforo asimilable	121
GRÁFICO 4.48	Diagrama de caja e histograma para el pH.....	123
GRÁFICO 4.49	Semivariograma experimental para el pH.....	124
GRÁFICO 4.50	Modelo teórico del semivariograma para el pH.....	124
GRÁFICO 4.51	Validación cruzada para el pH	126
GRÁFICO 4.52	Semivariograma experimental para la profundidad.....	128
GRÁFICO 4.53	Modelo teórico del semivariograma para la profundidad.....	129
GRÁFICO 4.54	Validación cruzada para la profundidad	131

LISTA DE MAPAS

MAPA 2.1	Mapa de ubicación de la zona en estudio	29
MAPA 4.1	Mapa topográfico de la hacienda El Prado.....	53
MAPA 4.2	Mapa de observaciones de campo.....	54
MAPA 4.3	Mapa de ubicación de conglomerados.....	64
MAPA 4.4	Mapa de la variabilidad de la arcilla	69
MAPA 4.5	Mapa de la variabilidad de la arena.....	75
MAPA 4.6	Mapa de la variabilidad de la C.I.C.....	81
MAPA 4.7	Mapa de la variabilidad de la humedad equivalente.....	87
MAPA 4.8	Mapa de la variabilidad del potasio asimilable	93
MAPA 4.9	Mapa de la variabilidad del potasio	98
MAPA 4.10	Mapa de la variabilidad del magnesio	103
MAPA 4.11	Mapa de la variabilidad de la materia orgánica	109
MAPA 4.12	Mapa de la variabilidad del sodio	115
MAPA 4.13	Mapa de la variabilidad del fósforo asimilable.....	120
MAPA 4.14	Mapa de la variabilidad del pH	125
MAPA 4.15	Mapa de la variabilidad de la profundidad.....	130
MAPA 4.16	Mapa topográfico tridimensional de la hacienda El Prado.....	134
MAPA 4.17	Mapa de pendientes de la hacienda El Prado.....	135
MAPA 4.18	Mapa de la clasificación agrológica de los suelos de la hacienda El Prado.....	137

LISTA DE CUADROS

CUADRO 3.1	Valores de las características evaluadas en campo	37
CUADRO 3.2	Valores numéricos de la pendiente para determinar la clasificación agrológica del suelo	49
CUADRO 3.3	Valores numéricos de la profundidad para determinar la clasificación agrológica del suelo	49
CUADRO 3.4	Valores numéricos de la textura para determinar la clasificación agrológica del suelo	49
CUADRO 3.5	Valores numéricos de los nutrientes para determinar la clasificación agrológica del suelo	50
CUADRO 3.6	Valores numéricos de la fertilidad para determinar la clasificación agrológica del suelo	50

CUADRO 3.7	Valores numéricos de la capacidad de intercambio catiónico para determinar la clasificación agrológica del suelo	50
CUADRO 3.8	Valores numéricos del potencial hidrógeno para determinar la clasificación agrológica del suelo	51
CUADRO 3.9	Valores numéricos potenciales para determinar la capacidad de uso de los suelos.....	51

LISTA DE TABLAS

TABLA 4.1	Tabla de frecuencias de la variable drenaje.....	55
TABLA 4.2	Tabla de frecuencias de la variable textura.....	56
TABLA 4.3	Tabla de frecuencias de la variable profundidad.....	57
TABLA 4.4	Tabla de frecuencias de la variable materia orgánica	58
TABLA 4.5	Tabla de frecuencias de la variable rocosidad	58
TABLA 4.6	Tabla de frecuencias de la variable graviliosidad.....	59
TABLA 4.7	Tabla de frecuencias de la variable pedregosidad.....	60
TABLA 4.8	Resumen del análisis de varianza para varios conglomerados	62
TABLA 4.9	Número de casos correspondientes a cada conglomerado	63
TABLA 4.10	Estadísticos descriptivos para la arcilla.....	65
TABLA 4.11	Valores del semivariograma experimental para la arcilla	67
TABLA 4.12	Estadísticos de los errores determinados mediante la validación cruzada para la arcilla	71
TABLA 4.13	Estadísticos descriptivos para la arena.....	71
TABLA 4.14	Valores del semivariograma experimental para la arena	73
TABLA 4.15	Estadísticos de los errores determinados mediante la validación cruzada para la arena	77
TABLA 4.16	Estadísticos descriptivos para la C.I.C.....	77
TABLA 4.17	Valores del semivariograma experimental para la C.I.C	79
TABLA 4.18	Estadísticos de los errores determinados mediante la validación cruzada para la C.I.C	82
TABLA 4.19	Estadísticos descriptivos para la humedad equivalente.....	83
TABLA 4.20	Valores del semivariograma experimental para la humedad equivalente.....	84
TABLA 4.21	Estadísticos de los errores determinados mediante la validación cruzada para la humedad equivalente	89
TABLA 4.22	Estadísticos descriptivos para el potasio asimilable.....	89

TABLA 4.23	Valores del semivariograma experimental para el potasio asimilable	91
TABLA 4.24	Estadísticos de los errores determinados mediante la validación cruzada para el potasio asimilable	94
TABLA 4.25	Estadísticos descriptivos para el potasio	95
TABLA 4.26	Valores del semivariograma experimental para el potasio	96
TABLA 4.27	Estadísticos de los errores determinados mediante la validación cruzada para el potasio	99
TABLA 4.28	Estadísticos descriptivos para el magnesio	100
TABLA 4.29	Valores del semivariograma experimental para el magnesio	101
TABLA 4.30	Estadísticos de los errores determinados mediante la validación cruzada para el magnesio	104
TABLA 4.31	Estadísticos descriptivos para la materia orgánica	105
TABLA 4.32	Valores del semivariograma experimental para la materia orgánica	107
TABLA 4.33	Estadísticos de los errores determinados mediante la validación cruzada para la materia orgánica	110
TABLA 4.34	Estadísticos descriptivos para el sodio	111
TABLA 4.35	Valores del semivariograma experimental para el sodio	112
TABLA 4.36	Estadísticos de los errores determinados mediante la validación cruzada para el sodio	116
TABLA 4.37	Estadísticos descriptivos para el fósforo asimilable	117
TABLA 4.38	Valores del semivariograma experimental para fósforo asimilable	118
TABLA 4.39	Estadísticos de los errores determinados mediante la validación cruzada para fósforo asimilable	121
TABLA 4.40	Estadísticos descriptivos para el pH	122
TABLA 4.41	Valores del semivariograma experimental para el pH	123
TABLA 4.42	Estadísticos de los errores determinados mediante la validación cruzada para el pH	126
TABLA 4.43	Estadísticos descriptivos para la profundidad	127
TABLA 4.44	Valores del semivariograma experimental para la profundidad	128
TABLA 4.45	Estadísticos de los errores determinados mediante la validación cruzada para la profundidad	131
TABLA 4.46	Resumen estadístico para las variables analizadas	132
TABLA 4.47	Parámetros geoestadísticos de los semivariogramas de las variables estudiadas	133

RESUMEN

En la presente investigación se presenta una metodología geoestadística para la clasificación agrológica de suelos de la hacienda El Prado IASA-ESPE, desarrollada a partir de muestras de suelo. Las variables edáficas analizadas corresponden a parámetros tanto físicos como químicos. El muestreo de suelos se realizó a partir de datos tomados en puntos discretos, determinados por los vértices de una red de 100m x 100m, proporcionando valores in situ de las características físicas del suelo, para luego mediante el análisis de conglomerados clasificar las unidades que presentan características comunes y realizar observaciones más detalladas para determinar sus propiedades físicas y químicas. La espacialización de cada una de las variables para su posterior interpretación se la realizó mediante estimación geoestadística por *krigeage* ordinario, para finalmente mediante un álgebra de mapas obtener la clasificación agrológica utilizando el software ArcGis 9.3.

ABSTRACT

In this research presents a geostatistical methodology for the classification of soils agrológica the El Prado IASA-ESPE, developed from soil samples. The soil variables analyzed corresponded to both physical and chemical parameters. The soil sampling was made from data taken at discrete points, determined by the vertices of a network of 100m x 100m, providing in situ values of soil physical characteristics, then using cluster analysis to classify the units with common characteristics and more detailed observations to determine their physical and chemical properties. The spatialization of each of the variables for further interpretation is the estimate made by ordinary kriging geostatistical and, finally using map algebra to obtain the classification agrológica using the software ArcGIS 9.3

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN Y FUNDAMENTOS TEÓRICOS

La hacienda El Prado es el lugar donde funciona la Carrera en Ciencias Agropecuarias IASA I, de la Escuela Politécnica del Ejército, y donde se realizan actividades agropecuarias para la formación integral de sus alumnos. La hacienda El Prado como todo terreno utilizado para estos fines necesita de una planificación técnica y sustentable de los recursos naturales, siendo éste un requisito obligatorio que se debe realizar para establecer cualquier tipo de explotación en el campo agropecuario y forestal (Del Posso, 2001).

La clasificación agrológica de la tierra permitirá aprovechar en forma técnica y sustentable las tierras que la hacienda El Prado posee, permitiendo con esto una planificación y distribución adecuada de las áreas de producción agrícola con el consecuente aumento de la productividad de las mismas.

El estudio agrológico de la tierra, se efectúa mediante el uso de los sistemas de evaluación de la aptitud de este recurso. Estos sistemas requieren que cada clase de tierra sea utilizada en consonancia con su capacidad y limitación. La tierra es clasificada según el uso técnico y sostenido más conveniente que pueda hacerse de ella brindándole una adecuada protección contra su actual y potencial deterioro.

Desarrollar metodologías o aplicar técnicas que conlleven a realizar este tipo de trabajo es el objetivo principal de esta investigación, la cual permite tomar información en puntos discretos y pasarlos a información continua para aquellas áreas que no fueron muestreadas, valiéndose para ello de la técnica estadística multivariante de análisis de conglomerados y estimación geoestadística mediante la interpolación *kriging*; aunque la aplicación de esta técnica es reciente, actualmente se están realizando trabajos en todos los

campos, especialmente aquellos que tienen datos georreferenciados y con continuidad espacial.

1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

En el campo agropecuario, equivocarse al uso correcto del recurso tierra y utilizarlo para aquello que no posee aptitud natural ni potencial, es uno de los errores más graves que se puede cometer. Este error conlleva a resultados negativos en el campo agroeconómico, porque al tenerse bajos rendimientos se obtendrán bajos ingresos y un gran daño ecológico, debido a que la tierra mal utilizada conlleva a la degradación de la misma.

Por el contrario, utilizar la tierra de acuerdo a su aptitud natural y potencial real, conduce a una producción técnica y sustentable, pues se logra la utilización económicamente rentable preservando paralelamente los recursos naturales del agro, lográndose esto únicamente en base a un estudio o levantamiento de los suelos y a la interpretación de la capacidad agrológica de las tierras.

Sin embargo, el mayor problema es el costo que representa la realización del mismo, debido a que se deben realizar numerosas muestras para ser llevadas al laboratorio y obtener las características físicas y químicas, para luego proceder a interpretar conjuntamente con otros recursos naturales la capacidad agrológica de las mismas.

Es cada vez más necesario el uso de técnicas de análisis que sean capaces de determinar los patrones de variabilidad espacial de las propiedades del suelo, requiriendo el menor número de muestras posibles; la utilización conjunta de herramientas estadísticas y geoestadísticas permite lograr este objetivo,

reduciendo considerablemente su costo a un nivel de estimación acorde a las necesidades del agricultor.

1.2 OBJETIVO GENERAL

Analizar y aplicar técnicas geoestadísticas para la clasificación agrológica de suelos en la hacienda El Prado IASA-ESPE.

1.3 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Aplicar métodos de análisis de datos multivariantes que permitan la optimización de la toma de muestras en el análisis agrológico del suelo.
- Realizar el análisis geoestadísticos de datos georreferenciados para la predicción en sitios no muestreados.
- Validar los modelos geoestadísticos de predicción.
- Realizar un mapa de la clasificación agrológica del suelo en la hacienda El Prado.

1.4 JUSTIFICACIÓN

El Ecuador por su diversidad de recursos naturales es un país fundamentalmente agrícola, tanto por la superficie dedicada a la producción, como por la diversidad de cultivos, los sistemas de producción, y el gran número de personas dedicadas a esta actividad (MAGAP, 2008).

Debido al uso continuo e irracional de las tierras en nuestro país, se tiene actualmente bajos rendimientos agrícolas; en muchos cultivos la productividad es inferior al mínimo establecido en otros países, que poseen condiciones similares.

Por tanto, es imperativo proponer alternativas metodológicas que permitan clasificar los suelos para fines agrológicos, a sabiendas de que la planificación

de los recursos naturales constituye la base para la definición del tipo de explotaciones agrícolas a ejecutarse, sean éstas de tipo agropecuario y/o forestal.

En cuanto a la metodología propuesta en esta investigación, es importante destacar que la combinación de técnicas estadísticas y geoestadísticas constituye una herramienta de especial interés para la clasificación agrológica de suelos, facilitando la comprensión de las complejas relaciones edafológicas y su distribución espacial.

1.5 CLASES AGROLÓGICAS

Los suelos constituyen el soporte de las actividades del hombre dirigidas al aprovechamiento de su potencial productivo (cultivos agrícolas, regadíos, repoblaciones forestales, implantación de pastizales, etc) y son una fuente de nutrientes para una cubierta vegetal. En este sentido, los suelos están dotados de unas características y propiedades que le suministran mayor o menor aptitud agrícola, como son la textura, potencial hidrógeno (pH), contenido en nutrientes, retención de agua, etc. (Del Posso, 2001).

El valor agrícola de un suelo reside en las cualidades que posee para sostener la vida vegetal o, lo que es lo mismo, en su "capacidad productiva". Dicha capacidad es directamente proporcional al rendimiento de los cultivos y está relacionada con un conjunto de características de tipo climático, fisiográfico y edáfico. Pero además conviene tener en cuenta que al uso agrícola intensivo del suelo entraña algunos riesgos de pérdida de la "capacidad agrológica" (por ejemplo: degradación química, erosión del suelo, etc).

Se suele definir la "capacidad agrológica" como un sistema consistente en recoger todos los datos importantes que conduzcan a una valoración de la capacidad productiva de los suelos, teniendo en cuenta que el uso agrícola

intensivo del suelo sea compatible con el mantenimiento de la capacidad productiva.

La clasificación de los suelos según su capacidad agrológica permite valorar el grado de explotación agrícola, ganadera y forestal a que puede someterse un terreno sin dañar su capacidad productiva. Pero para poder hacer dicha valoración es requisito indispensable el haber efectuado previamente un reconocimiento de la morfología y propiedades de los suelos.

El proceso de evaluación de los suelos se ha realizado siguiendo la "Clasificación de la Capacidad Agrológica de los Suelos" de la USDA (United States Department of Agriculture), que está basada en varios sistemas de explotación en orden decreciente de intensidad. Estos sistemas son los siguientes:

1. Laboreo continuado.
2. Laboreo ocasional.
3. Pastos.
4. Bosques.
5. Reserva Natural (no aprovechable ni agrícola ni forestalmente).

Para valorar la capacidad productiva es necesario conocer una serie de propiedades edafológicas fácilmente diagnosticables en el campo o bien mediante simples análisis de laboratorio. Las propiedades más importantes son las siguientes:

- Pendiente.
- Profundidad del suelo.
- Textura (Porcentaje de arena y arcilla)
- Nutrientes (K, K asimilable, Na, Mg y P asimilable)
- Fertilidad (Materia orgánica y humedad equivalente)
- Capacidad de Intercambio catiónico
- Potencial hidrógeno (pH)

Los suelos se clasifican en ocho clases agrológicas que son susceptibles de definición en los siguientes términos:

CLASE I: En esta clase se encuentran los suelos apropiados para un uso agrícola intensivo o con capacidad de uso muy elevada. Los suelos de esta clase no tienen limitaciones que restringen su uso; son apropiados para cultivar sin métodos especiales. Son suelos llanos y sin problemas de erosión o muy pequeños. Son suelos profundos, generalmente bien drenados y fácilmente de trabajar, tienen una buena capacidad de retención de agua, están provistos de nutrientes y responden a la fertilización. Estos suelos poseen un clima favorable para el crecimiento de muchos cultivos comunes.

CLASE II: En esta clase se encuentran los suelos apropiados para un uso agrícola intensivo o con capacidad de uso elevada. Los suelos de esta clase tienen algunas limitaciones que reducen los cultivos posibles de implantar o requieren algunas prácticas de conservación. Son suelos buenos, que pueden cultivarse mediante labores adecuadas, de fácil aplicación. Pueden ser usados para cultivos agrícolas, forestales o pastos. Estos suelos difieren de los de la Clase I en distintos aspectos. La principal diferencia estriba en que presentan una pendiente suave, están sujetos a erosión moderada, su profundidad es mediana y pueden inundarse ocasionalmente.

CLASE III: En esta clase se incluyen los suelos susceptibles de utilización agrícola moderadamente intensiva. Los suelos de esta clase tienen importantes limitaciones en su cultivo. Son medianamente buenos. Pueden utilizarse de manera regular, siempre que se les aplique una rotación de cultivos adecuada o un tratamiento pertinente. Se encuentran situados sobre pendientes moderadas y, por tanto, el riesgo de erosión es más severo en ellos. Su fertilidad es más baja. Las limitaciones que poseen restringen con frecuencia las posibilidades de elección de los cultivos o el calendario de laboreo y siembra. Requieren sistemas de cultivo que proporcionen una adecuada protección para defender al suelo de la erosión.

CLASE IV: En esta clase se encuentran los suelos que tienen posibilidades de utilización para uso agrícola restringido. Son suelos apropiados para cultivos ocasionales o muy limitados con métodos intensivos. Estos presentan limitaciones muy severas que restringen la elección del tipo de cultivo o requieren un manejo muy cuidadoso y costoso. Pueden ser usados para cultivos agrícolas, pastos y producción vegetal. En algunos casos, tienen limitaciones debido a la presencia de pendientes muy pronunciadas y, por tanto, susceptibles de que sobre ellos se produzca una erosión severa. Son suelos de pequeño espesor, con excesiva humedad o encharcamiento, baja retención de agua, elevada pedregosidad y rocosidad y baja fertilidad.

CLASE V: En esta clase se encuentran los suelos que son adecuados para soportar vegetación permanente, no son apropiados para cultivo y las limitaciones que poseen restringen su uso a pastos, masas forestales y mantenimiento de la fauna silvestre. No permiten el cultivo por su carácter encharcado, pedregoso o por otras causas. La pendiente es casi horizontal, no son susceptibles de erosión. El pastoreo debe ser regulado para evitar la destrucción de la cubierta vegetal.

CLASE VI: Los suelos de esta clase deben emplearse para el pastoreo o la silvicultura y su uso entraña riesgos moderados. Se hallan sujetos a limitaciones permanentes, pero moderadas, y son inadecuados para el cultivo. Su pendiente es fuerte o son muy someros.

CLASE VII: Estos suelos se hallan sujetos a limitaciones permanentes y severas cuando se emplean para pastos o silvicultura. Son suelos pendientes, erosionados, accidentados, someros, áridos o inundados.

CLASE VIII: los suelos de esta clase no son aptos ni para silvicultura ni pastos. Deben emplearse para uso de la fauna silvestre, para esparcimiento o para usos hidrológicos.

1.6 DATOS ESPACIALES Y ANÁLISIS EXPLORATORIO

1.6.1 ESTADÍSTICA ESPACIAL.

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 $s \in \mathbb{R}^d$ 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 $D \subset \mathbb{R}^d$.

1.6.2 ÁREAS DE LA ESTADÍSTICA ESPACIAL.

La estadística espacial se subdivide en tres 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.

1.6.2.1 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.

1.6.2.2 Mallas

Las ubicaciones s pertenecen a un conjunto D discreto y son seleccionadas por el investigador (D fijo). Estas pueden estar regular o irregularmente espaciadas.

1.6.2.3 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)

1.7 DATOS GEORREFERENCIADOS

Las mediciones de las características de interés en un estudio regionalizado tienen implícitamente asociadas las coordenadas de los sitios en donde estas fueron tomadas.

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

1.8 DEFINICIONES BÁSICAS DE GEOESTADÍSTICA

1.8.1 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 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 llamada “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.

1.8.2 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).

1.8.3 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*

1.8.4 ESTACIONARIEDAD

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 $\vec{Z}(x+h) = [Z(x_1+h), Z(x_2+h), \dots, Z(x_n+h)]^t$ para cualquier h . La teoría geoestadística se basa en los momentos arriba descritos y la hipótesis de estacionariedad puede definirse en términos de éstos.

1.8.5 ESTACIONARIEDAD 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 .

1.8.6 ESTACIONARIEDAD 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.

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

1.9 CORRELACIÓN ESPACIAL MUESTRAL

1.9.1 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.

1.9.2 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:

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

1.9.3 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:

1.9.3.1 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.

1.9.3.2 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.

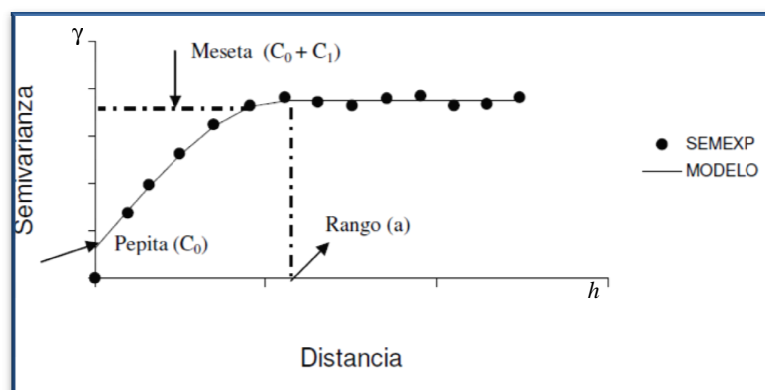
1.9.3.3 Escala (C_1)

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

1.9.3.4 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

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.

1.10 MODELOS TEÓRICOS DEL SEMIVARIOGRAMA.

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 que se tienen:

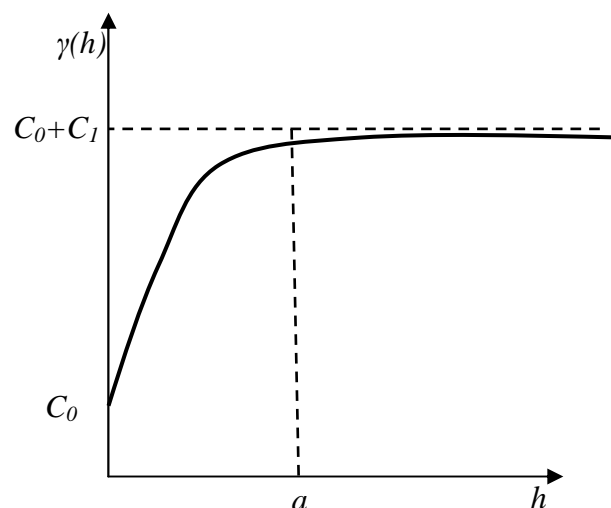
1.10.1 MODELO ESFÉRICO.

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*).

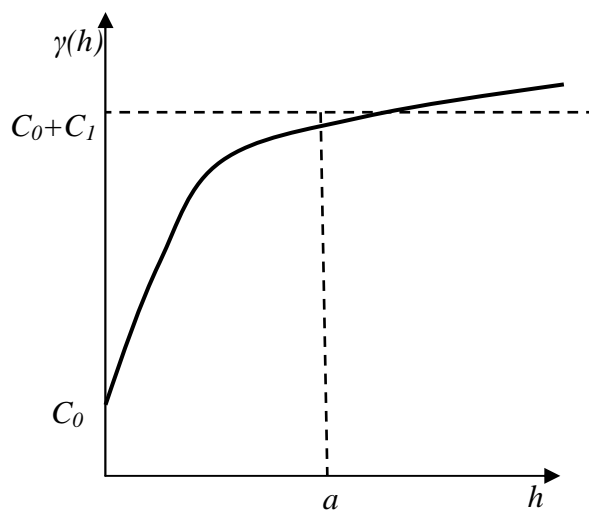
1.10.2 MODELO EXPONENCIAL

Está representado por la ecuación siguiente:

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

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

FIGURA 1.3 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.

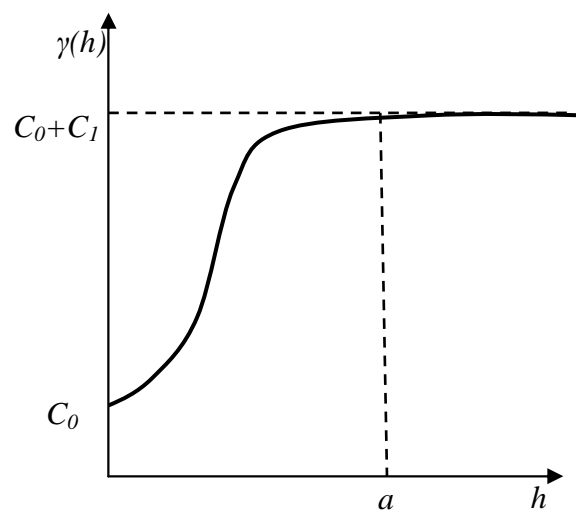
1.10.3 MODELO GAUSSIANO

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



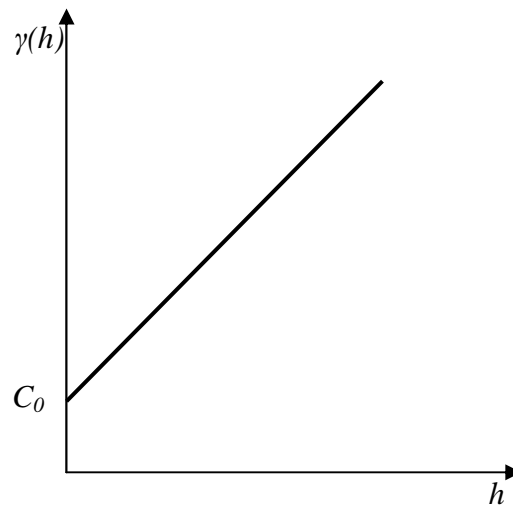
El modelo gaussiano, alcanza el valor de la meseta asintóticamente, el *rango* (a) es la distancia a la cual el valor del modelo es el 95 % del de la meseta.

1.10.4 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

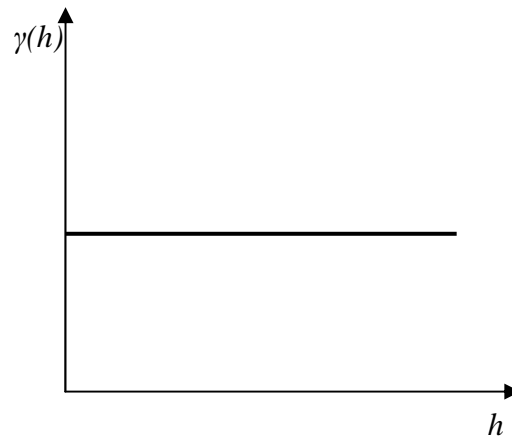
No posee valor de meseta; continua aumentando mientras la *distancia* (h) aumenta se utiliza para modelar fenómenos que presentan capacidad infinita de dispersión.

1.10.5 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



1.11 PREDICCIÓN ESPACIAL

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 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 la $n+1$ variables aleatorias.

1.12. DEFINICIÓN DE KRIGING

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 procura que la media de los errores (desviaciones entre el valor real y el valor estimado) sea nula; es el mejor (óptimo) porque los errores de estimación tienen una variancia 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.

1.13 KRIGING ORDINARIO

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 debe ser igual a uno para que la esperanza del predictor sea 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:

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

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

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:

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

En adelante se usará la siguiente notación:

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

De lo anterior

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

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.

1.14 VARIANZA DE PREDICCIÓN DEL *KRIGING* ORDINARIO

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

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

1.15 ESTIMACIÓN DE PONDERACIONES POR MEDIO DE LA FUNCIÓN DE SEMIVARIANZA

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:

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

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

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

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

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

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

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

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

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

Por consiguiente:

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

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:

$$\sigma_k^2 = \sigma^2 - \left[\sum_{i=1}^n \lambda_i (\sigma^2 - \gamma_{ij}) \right] + \mu$$

$$\sigma_k^2 = \sigma^2 - \sigma^2 \sum_{i=1}^n \lambda_i + \sum_{i=1}^n \lambda_i \gamma_{ij} + \mu$$

$$\sigma_k^2 = \sum_{i=1}^n \lambda_i \gamma_{i0} + \mu \quad (1.16)$$

1.16 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.

CAPÍTULO 2

DESCRIPCIÓN DEL ÁREA DE ESTUDIO

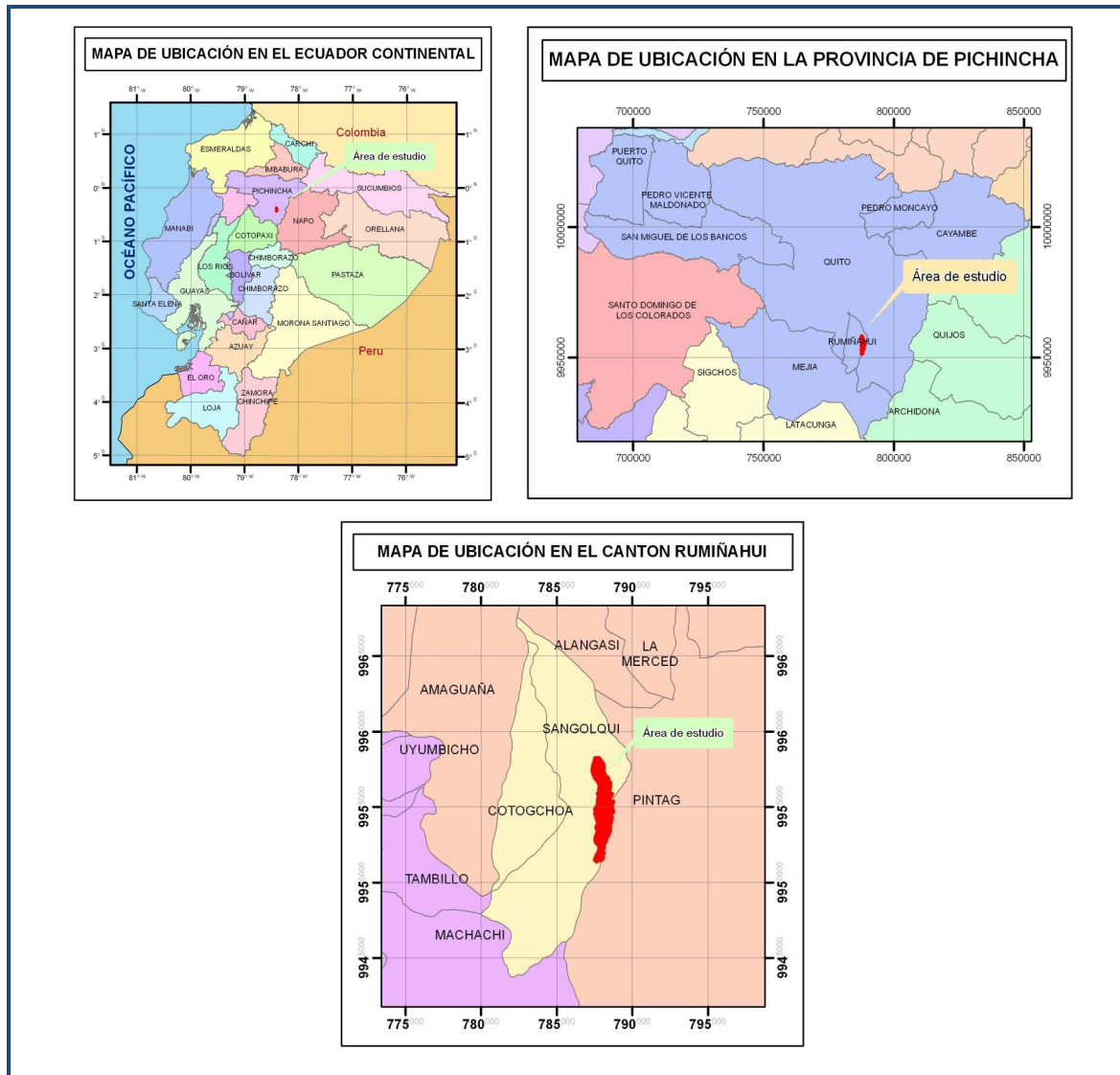
2.1 DEFINICIÓN DEL ÁREA DE ESTUDIO

El área de estudio del presente proyecto de investigación fue en la hacienda El Prado perteneciente a la Carrera en Ciencias Agropecuarias (I.A.S.A. I) de la Escuela Politécnica del Ejército (E.S.P.E.). Cabe señalar que existen estudios a semidetalle de levantamiento de suelos de la hacienda El Prado utilizando técnicas tradicionales; información que sirvió de base en el análisis y aplicación de técnicas geoestadísticas para la clasificación agrológica de suelos.

2.2 UBICACIÓN, LÍMITES Y SUPERFICIE

La hacienda. El Prado se encuentra situada al Sur - Oeste de la Hoya de Quito, sobre una zona confinada entre los volcanes Pasochoa y Sincholagua. Pertenece geopolíticamente a la provincia de Pichincha, cantón Rumiñahui, parroquia Sangolquí

MAPA 2.1 Mapas de ubicación de la zona en estudio



La ubicación geográfica está definida por las siguientes coordenadas:

Entre las latitudes: $0^{\circ} 22' 14''$ S y $0^{\circ} 26' 18''$ S; y,
entre las longitudes: $78^{\circ} 25' 02''$ O y $78^{\circ} 23' 57''$ O.

Sus límites son:

Al norte: con la localidad de San Fernando y con la planta de energía eléctrica Santa Rosa.

Al sur: con el sector el Artezón.

Al este: con el río Pita y los poblados de San Vicente, San Lorenzo y Loreto.

Al oeste: con la quebrada el Cabre, que aproximadamente en la parte media de su extensión da inicio al curso del río Pinllocoto.

La hacienda tiene una extensión total de 525,44 hectáreas; posee una vía de acceso pavimentada de primer orden e internamente posee dos caminos principales; el primero que comunica con la comunidad de Loreto y la hacienda Patichubamba, y el segundo con el sector de Pailones donde se encuentran las instalaciones de acuicultura del I.A.S.A.

2.3. CARACTERÍSTICAS BIOFÍSICAS

2.3.1 ALTITUD

La altitud mínima de la hacienda El Prado es de 2.665 m y la altitud máxima de 3.076 m.

2.3.2 CLIMA

Según datos de la estación meteorológica que posee son los siguientes:

Temperatura media anual:	14,25 °C
Temperatura máxima anual:	20,09 °C
Temperatura mínima anual:	8,25 °C
Precipitación anual:	1223,68 mm
Humedad Relativa:	74,60 %
Heliofanía:	4,54 horas
Presión:	560,00 mm Hg

Estos valores son promedios de datos tomados diariamente.

2.3.4 ECOLOGÍA

De acuerdo a la interpretación del Mapa Bioclimático y Ecológico del Ecuador elaborado en el MAG/PRONAREG por Cañadas (1983), el área de estudio pertenece a la Región Bioclimática "Húmedo Temperado", la cual corresponde a la formación ecológica "bosque húmedo Montano Bajo" (b.h.M.B.) de la clasificación Holdridge cuyas características son las siguientes:

- la precipitación pluvial promedio anual oscila entre 1.000 y 2.000 mm;
- la temperatura media anual está comprendida entre 12 y 18 °C;
- el patrón de distribución de las lluvias es cenital, pues la duración de la estación seca es un tanto variable, pero ésta puede corresponder mayormente a los meses de julio y agosto.

2.3.5 VEGETACIÓN NATURAL

En base al estudio de campo del recurso suelo y la información que se da a nivel de la Formación vegetal de Holdridge a la que pertenece el área de estudio, según Cañadas (1983), las especies vegetales más comunes son las siguientes: Chilca (*Baccharis latifolia*), Pumamaqui (*Oreopanax morototoni*), Aliso (*Alnus acuminata*), hierba mora (*Solanum nigrescens*), sigze (*Cortaderia nitida*), nabo silvestre (*Brassica napus*), rábano silvestre (*Raphanus raphanistrum*), yuyito o cenesio (*Cenesis vulgaris*), pacta (*Rumex obtusifolius*), malva blanca (*Althea officinalis*), hierba de cuy (*Galinsoga parviflora*), corazón herido (*Polygonum nepalense*), bolsa de pastor (*Capsella bursa - pastoris*), chocho silvestre (*Lupinus pubescens*), taxo (*Passiflora alata*), llantén (*Plantago lanceolata*), orejuela (*Hydrocotyle galapaguensis*), tréboles (*Trifolium sp.*), holco (*Holcus lanatus*), grama (*Dactylis glomerata*), poa (*Poa annua*), espino chivo (*Durandula triacantha*), kikuyo (*Pennisetum clandestinum*), caballo chupa (*Equisetum giganteum*); etc. Botánica (1995).

2.3.6 USO ACTUAL DEL SUELO

Básicamente la mayor parte de la hacienda se encuentra ocupada por potreros naturales formados por kikuyo (*Pennisetum clandestinum*), holco (*Holcus lanatus*), pasto azul (*Dactylis glomerata*), trébol blanco (*Trifolium repens*), trébol rojo (*Trifolium pratense*), grama (*Dactylis* sp.) poa (*Poa annua*), etc.; y potreros artificiales formados por asociaciones de ray grass perenne (*Lolium perenne*) con trébol blanco (*Trifolium repens*) para pastoreo, además de avena (*Avena sativa*) con vicia común (*Vicia sativa*) para corte; en segundo plano se encuentran áreas que debido a su topografía casi plana son dedicadas a cultivos anuales como son: papa (*Solanum tuberosum*), trigo (*Triticum vulgare*), cebada (*Ordeum vulgare*), maíz (*Zea mays*), fréjol (*Phaseolus vulgaris*), etc. Y una menor área destinada a bosques de eucalipto (*Eucalyptus globulus*), Pino (*Pinus* sp.) y bosques naturales de aliso (*Alnus acuminata*), pumamaqui (*Oreopanax morototoni*), chilca (*Baccharia latifolia*) espino chivo (*Durantha triacantha*), etc.

También existen actualmente pequeñas áreas con varios invernaderos dedicados al cultivo de flores, frutales, ornamentales, medicinales, además de cultivos hortícolas e hidropónicos.

Respecto a la aplicación de químicos a los cultivos anuales, pastos y bosques, ésta es muy elemental debido a lo cual se obtienen rendimientos no muy satisfactorios según información proporcionada en la misma hacienda.

2.3.7 GEOMORFOLOGÍA

De la interpretación de las geomorfias existentes se puede concluir que en la esquina sureste de la Hoya de Quito se localiza un valle comprimido entre los edificios volcánicos de Pasochoa y Sincholagua ,que sirve de drenaje al río Pita.

El área de estudio está dominada por la presencia de valles profundamente socavados por los ríos Pita y Pinllocoto y sus quebradas afluentes, principalmente la quebrada el Cabre.

La zona alta se inicia en la loma Vilatuña (3.076 msnm) y termina en el fondo del río Pinllocoto (2.665 msnm); es decir, mantiene un desnivel total de 411 metros; el proceso erosivo dominado por la dirección del agua corriente es el principal modelador de las geomorfias actuales.

2.4 PRINCIPALES CARACTERÍSTICAS DE LOS SUELOS EN LA ZONA DE ESTUDIO

De acuerdo a los estudios edafológicos realizados a nivel de la Sierra Ecuatoriana por MAG - PRONAREG/ORSTOM (1975 - 1983) a escala 1:50000, la hacienda posee suelos que se caracterizan principalmente por ser derivados de ceniza volcánica, de color negro, de textura limosa, profundos, poco ácidos, con una saturación de cationes de mas 50%, no tienen ninguna capa dura dentro del primer metro y tienen menos de 30% de arcilla (principalmente Halloysita). Según la misma fuente, estos suelos poseen un régimen de temperatura isotérmico (temperatura del suelo a 50 cm de profundidad 13 a 20 - 22 °C) y un régimen de humedad (suelo seco menos de tres meses consecutivos cada año).

Además de los suelos antes indicados, existen otros en menor porcentaje, los cuales también son de origen volcánico pero que se caracterizan por estar sobre cangahua (ceniza muy fina, dura y de gran espesor) a diferentes profundidades.

2.4.1 GEOLOGÍA

De la interpretación de la cartografía geológica existente (Hojas geológicas de Pintag y Sangolquí escala 1:50.000) elaborada por la Dirección general de Geología y Minas del Ministerio de Energía y Minas (1983), el área de estudio

se halla dentro de las siguientes formaciones geológicas cuaternarias: Formación Chiche, Formación cangahua y depósitos glaciales, aluviales, coluviales y lahares.

2.4.1.1 Formación Chiche (Pleistoceno)

Constituye una secuencia de sedimentos estratificados aportados de diversas fuentes y depositados en ambientes lacustres, fluviales y eólicos, razón por la cual su constitución litológica varía desde tobas basales, tobas aglomeráticas, areniscas grises, aglomerados volcánicos, limos y arcillas lacustres, pómez interestratificado, conglomerados negros, hasta una secuencia de areniscas de color gris claro, limos y arcillas blancas en la parte superior, correspondientes a las terrazas lacustres. En el área de estudio se han localizado dos afloramientos importantes.

La edad asignada a estos sedimentos en base a la dotación de un pedazo de madera encontrado en el valle del río San Pedro en el contacto cangahua - sedimentos Chiche, permite deducir que los mismos pertenecen al Pleistoceno Superior; el espesor en la localidad tipo (río Chiche) es de 120 m, pudiendo llegar hasta 200 m.

El ambiente de depósito fue una gran cuenca que se extiende desde Guayllabamba hasta las zonas aledañas al cerro Pasochoa durante el Pleistoceno se depositaron materiales volcánicos y sedimentarios. Los primeros aportados posiblemente por los volcanes Cotopaxi, Sincholagua, Rumiñahui y Pasochoa provienen del sur, y los segundos desde el norte y el oeste. El contacto superior con la cangahua es transicional.

2.4.1.2. Formación cangahua (Cuaternario)

Esta formación geológica la constituyen tobas de grano medio de color café amarillento con la presencia de fauna y flora fósil del Pleistoceno intercaladas con estratos de lapillí pumítico de color blanco amarillento y ceniza. Existen sectores donde se encuentran conos coluviales bajo la cangahua.

Generalmente la cangahua se encuentra cubriendo el relieve preexistente en forma periclinal, formando un manto 30 m hasta 100 m de espesor.

Superficialmente se observan bolas de cangahua (*Copranisphaera ecuadoriensis*) que afloran en el valle del río San Pedro y que evidencian un paleoecosistema de escarabajos; en la carta geológica de Sangolquí se reporta restos de fósiles vertebrados en la cangahua basal.

2.4.1.3 Depósitos glaciales

Por evidencia de los valles existentes en forma de "U", se puede asumir la existencia de depósitos fluvio - glaciares en superficie bajo los suelos de estos valles.

CAPÍTULO 3

TÉCNICAS Y MÉTODOS APLICADOS AL ÁREA DE ESTUDIO

3.1. LEVANTAMIENTO DE SUELOS

Para la ejecución de este proyecto fue necesario realizar el levantamiento topográfico de la Hacienda El Prado, a una escala 1:5.000, con intervalos de curvas de nivel de 5 metros; el método utilizado para la fase de campo fue el de poligonales con una Estación Total Nokia con precisión de $2\text{mm} \pm 5\text{ppm}$; para el cálculo y dibujo de las curvas de nivel se utilizó el software Surfer 8.0 mientras que para la planimetría se empleó el software Autocad 2007.

Este trabajo fue georreferenciado utilizando dos puntos de estaciones conocidas y con GPS de doble frecuencia se obtuvieron las coordenadas de los puntos en el geoide internacional de referencia WGS 84.

Para la realización del levantamiento topográfico en su fase de campo se utilizaron los siguientes equipos y materiales:

- Estación Total Nokia
- Trípode
- Prismas
- Bastones porta prismas
- Flexómetro
- GPS doble frecuencia Magellan
- Cinta métrica
- Estacas
- Clavos
- Radios de comunicación

En la fase de gabinete se utilizaron los siguientes programas:

- Software para transferencia de datos Data Transfer
- Software Surfer 8.0
- Software AutoCad 2007

A pesar de la importancia que tienen los procedimientos de muestreo, aún no existen protocolos universalmente aceptados (Chang et al 1999); no obstante, los muestreos en grillas de diferentes dimensiones son ampliamente utilizados.

El tipo de muestreo utilizado para este estudio fue el método de red rígida, para lo cual una vez obtenido el levantamiento topográfico se creó una grilla de 100x100 metros utilizando el software Autocad 2007.

En cada uno de los vértices de la grilla y con la ayuda de un GPS navegador Magellan Premiun, con precisión de ± 3 metros, se ubicaron los puntos en donde se tomaron las muestras para lo que se procedió a realizar barrenaciones simples; estas barrenaciones son observaciones de campo realizadas mediante perforaciones con un barreno tipo Edelman hasta la profundidad de 1 metro o hasta encontrar sustrato como rocas, pedregones, piedras, etc., las cuales permitieron la identificación mediante el conocimiento de las siguientes características evaluadas en el campo:

CUADRO 3.1 Valores de las características evaluadas en campo

Drenaje	Bueno =3	Regular=2	Malo=1		
Profundidad	Muy prof.=5	Profundo=4	Moder. Prof.=3	Poco prof.=2	Superficial=1
Materia orgánica	Alto=3	Medio=2	Bajo=1		
Rocosidad	No=3	Poca=2	Si=1		
Gravillosidad	No=3	Poca=2	Si=1		
Pedregosidad	No=3	Poca=2	Si=1		

Para la toma de datos se emplearon los siguientes materiales y equipos:

- Levantamiento topográfico escala 1:5.000
- Barreno tipo Edelman.
- Pala de desfonde.
- GPS Magellan Meridium

3.2 ANÁLISIS DE CONGLOMERADOS

Una vez obtenidos los datos de las muestras en cada punto con sus respectivas coordenadas, se procedió a clasificar las unidades que presentaban características comunes; para tal efecto se realizó un análisis de conglomerados utilizando el software SPSS Estadístico 17.0; este programa dispone de dos tipos de análisis de conglomerados: el jerárquico y método de las k-medias. El método de las k-medias permite procesar un número ilimitado de casos, pero solo permite utilizar un método de aglomeración y requiere que se proponga previamente el número de conglomerados que se desea obtener. En nuestro estudio el número de casos fue de 531, por lo que fue necesario repetir el análisis con distintos números de centroides y comparar las soluciones obtenidas mediante el análisis de varianza para conseguir el número óptimo de conglomerados.

Una vez obtenido el número de conglomerados se procedió a realizar un mapa con la pertenencia de conglomerado en cada punto muestreado.

La descripción detallada del perfil representativo se realizó en el sitio donde cada unidad presentó características comunes con la mayoría de observaciones de campo realizadas con este fin; es decir, dentro de cada conglomerado. Aquí se tomaron muestras, las que fueron enviadas al laboratorio de suelos para determinar sus características físicas y químicas; los valores obtenidos de estas variables fueron asignados a cada uno de los puntos de la grilla del conglomerado correspondiente.

En cada observación detallada de campo se tomaron los siguientes datos:

Porcentaje de arena (%) = Arena

Porcentaje de arcilla (%) = Arcilla

Capacidad de Intercambio Catiónico (Meq/100g) = CIC

Humedad equivalente (%) = HE

Potasio asimilable (ppm) = K_As

Potasio (Meq/10000g) = K

Magnesio (Meq/100g) = Mg

Materia orgánica (%) = MO

Sodio (Meq/10000g) = Na

Fósforo asimilable (ppm) = P_As

Potencial Hidrógeno = pH

Profundidad (m) = Prof.

A través de este tipo de observaciones de campo fue posible la estimación de las características externas e internas del suelo, mediante los siguientes procedimientos.

Humedad Equivalente: En esta determinación se siguió básicamente el método de la centrífuga, en la que se mide la humedad retenida por un suelo previamente saturado sometido a una fuerza de 1.000 veces la gravedad por media hora. El porcentaje de agua retenida, expresada en base seca es la humedad equivalente.

Reacción del suelo (pH): Para esta determinación se siguió el método recomendado por Peech *et. al.* (1947); se determina el pH de mezclas agua-suelo en la proporción de 2.5:1 y de suelo-solución 1N de KCl en la proporción 1:1, utilizando para ello un potenciómetro equipado de un electrodo universal.

Capacidad de intercambio de cationes: Mediante el método Bower *et. al.* (1952), cuyo principio analítico consiste en el desplazamiento de los cationes

de cambio del complejo de adsorción por el amonio de una solución salina a pH neutro (acetato de amonio 1N). Determinación efectuada por espectrofotometría de absorción atómica.

Determinación de bases cambiabiles: Las bases cambiabiles potasio, calcio, magnesio y sodio fueron extraídas siguiendo el método que consiste en el tratamiento del suelo con acetato de amonio 1N de pH neutro; se realizan tres extracciones; es decir, el mismo tratamiento seguido en la determinación de la capacidad de intercambio de cationes. El producto remanente de las tres extracciones es elevado a 100 ml con la misma solución extractora. A esta nueva solución se le determinaron los cationes indicados, en un espectrofotómetro de absorción atómica.

Fósforo y potasio asimilables (ppm): Mediante el método de Olsen (1981), utilizando una solución extractora de bicarbonato de sodio al 42% (0.5 M) con pH de 8.5. Para la determinación se emplea el fotocolorímetro en una longitud de onda de luz de 660 micras. Para la determinación del potasio, se utiliza el mismo método pero la lectura se realiza en el fotómetro de llama.

Materia orgánica: La materia orgánica, determinada mediante el método de Walkley Black, descrita por Jackson (1956) cuyo principio analítico se basa en la oxidación, en frío, del carbón por un exceso de dicromato de potasio en medio sulfúrico. Luego se dosifica el dicromato no consumido con la sal de Morth.

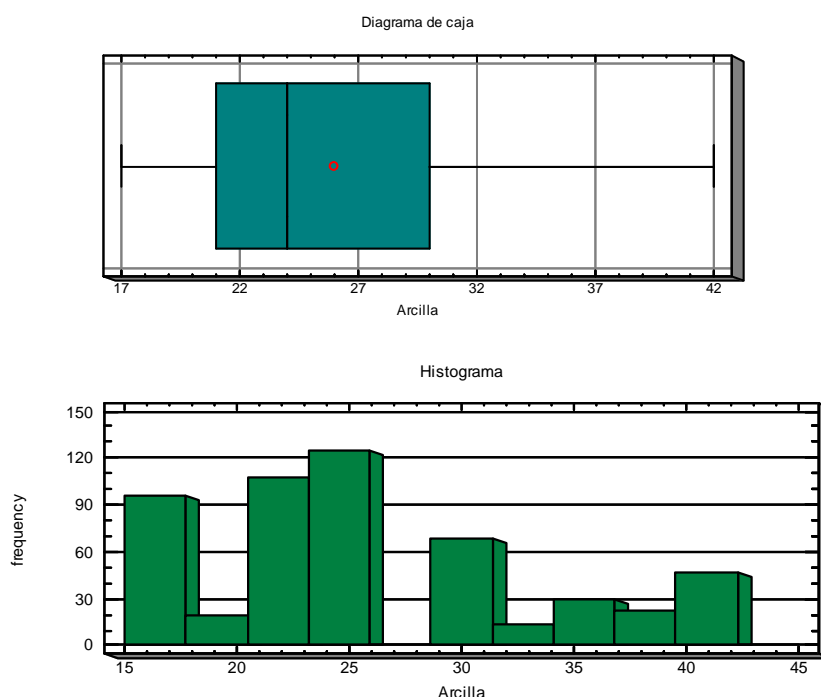
3.3 ANÁLISIS Y APLICACIÓN DE TÉCNICAS GEOESTADÍSTICAS

Con todos estos datos se realizó el análisis geoestadístico para cada variable, siendo los pasos principales de un estudio Geoestadístico los siguientes:

- Análisis exploratorio de datos.
- Análisis Estructural (Cálculo y modelación de los Variogramas).
- Estimaciones o Predicción espacial (Kriging).

3.3.1 ANÁLISIS EXPLORATORIO DE DATOS

Este primer paso se lo realiza con el propósito de identificar localización, variabilidad, forma y observaciones extremas o datos atípicos; para tal efecto se utilizó el programa Statgrafics Centurion XV, el cual nos presenta un resumen de los estadísticos representativos, así como gráficos como diagramas de caja e histogramas; los valores de coeficientes de variación son clasificados por Gómez (1.990) como bajo ($< 10\%$), medio (10% al 20%), alto (20% al 30%) y muy alto ($> 30\%$).

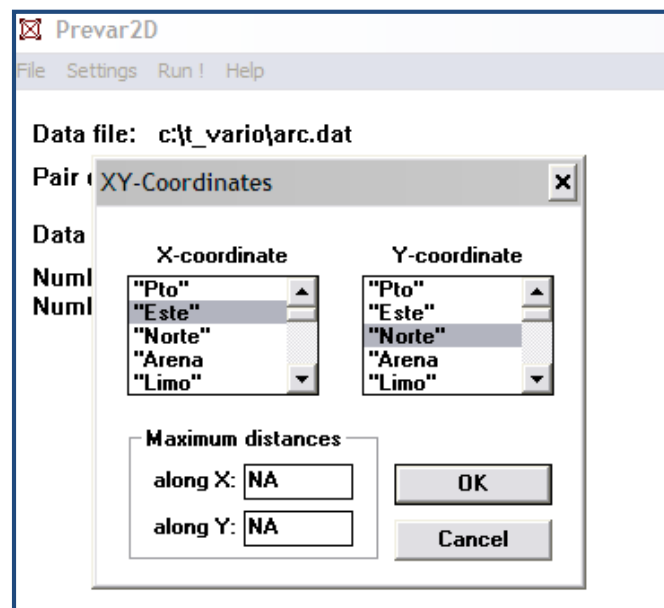


Arcilla	Media		25,97
	Intervalo de confianza para la media al 95%	Límite inferior	25,33
		Límite superior	26,62
	Media recortada al 5%		25,58
	Mediana		24,00
	Varianza		57,135
	Desv. típ.		7,559
	Mínimo		17
	Máximo		42
	Rango		25
	Amplitud intercuartil		9
	Asimetría		,798
	Curtosis		-,375
	Coef. de variación		29,10%

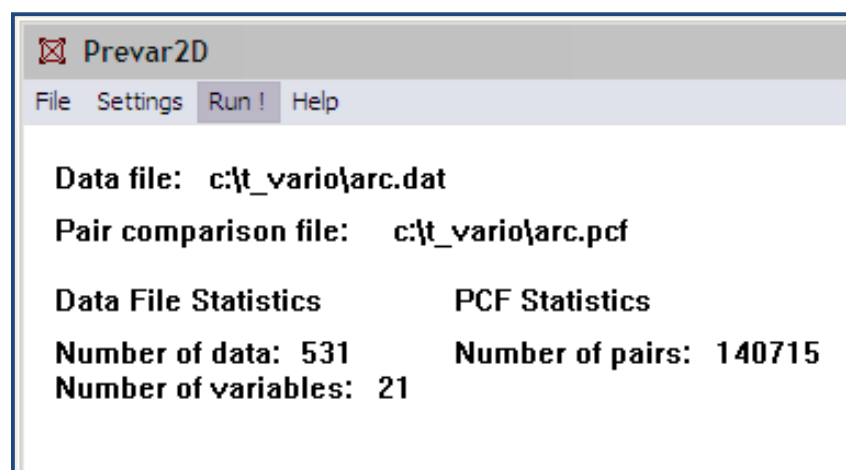
3.3.2 ANÁLISIS ESTRUCTURAL

Conocido también como el cálculo y modelación de variogramas, se lo realizó utilizando el software Variowin 2.21; este programa consta de tres subprogramas que deben ejecutarse en forma secuencial.

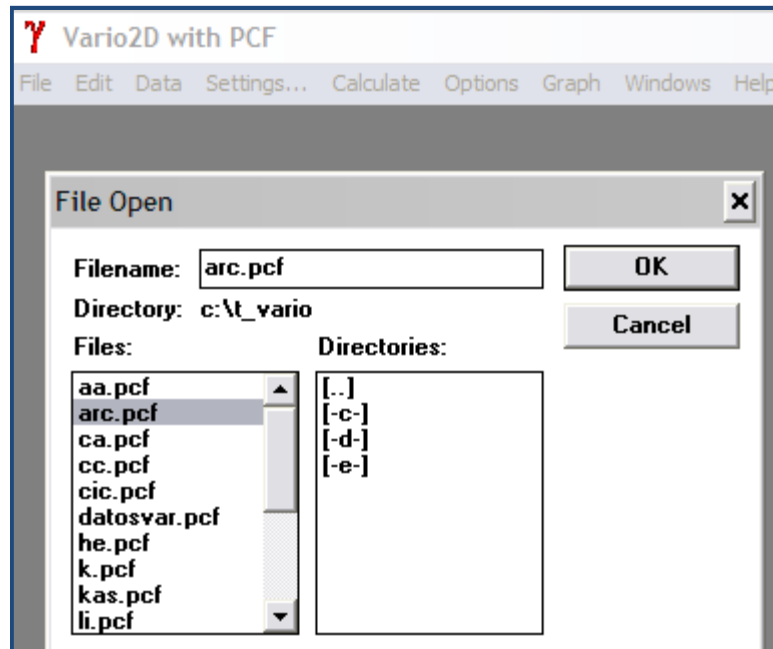
El primero denominado Prevar 2D, en el cual es necesario designar las correspondientes columnas que indican las coordenadas georeferenciadas.



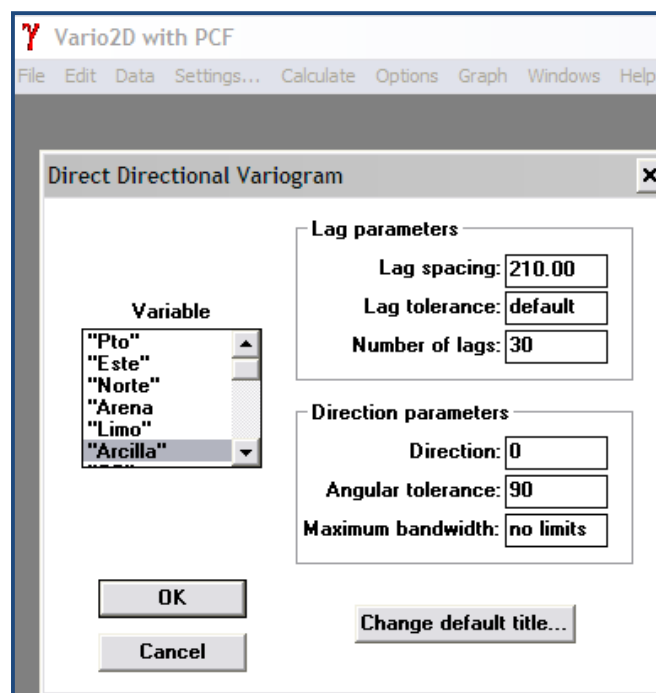
A partir del archivo de datos de extensión .dat se genera un archivo de distancias .pcf para todos los posibles puntos existentes en el archivo de datos.



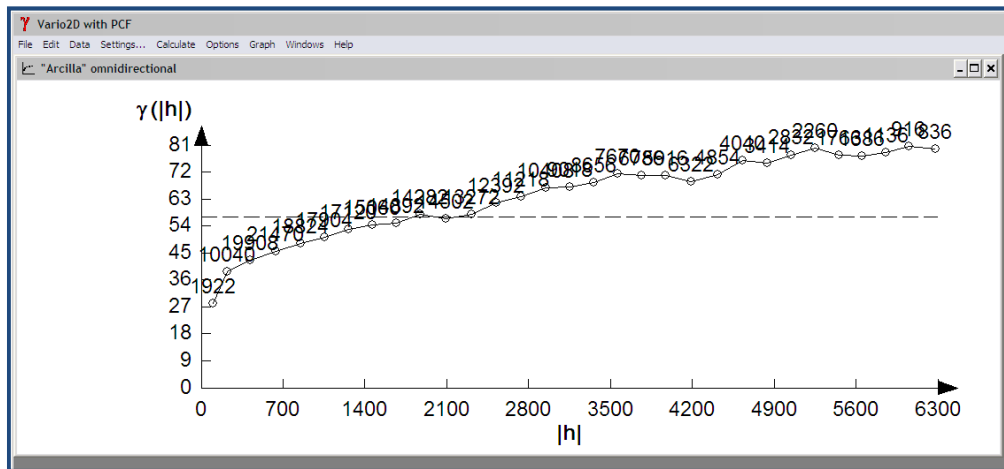
El segundo subprograma es el Vario 2D, que utiliza el archivo de comparación de pares .pcf creado por el subprograma Prevar 2D, para realizar un análisis variográfico exploratorio en 2D.



Los parámetros a ingresar en este subprograma son: el espaciamiento de los datos o distancia h , y el número de estas distancias.



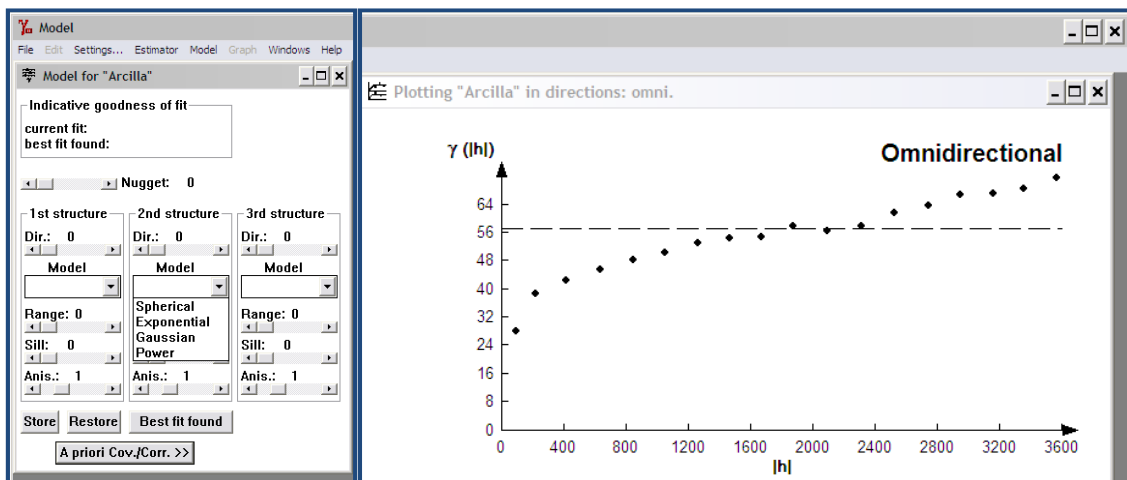
Luego el resultado será el variograma experimental de la variable en estudio.



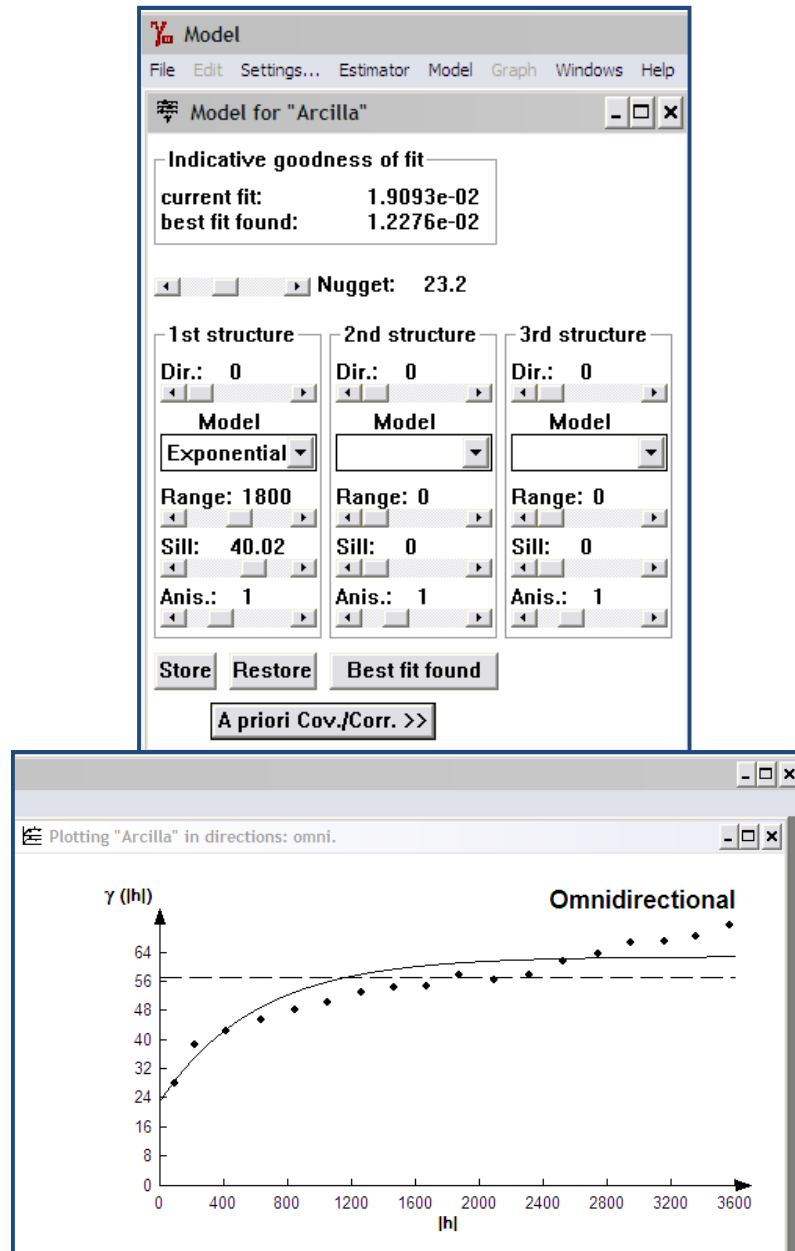
Este variograma se graba con extensión .var, para luego ser analizado por el siguiente subprograma.

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.



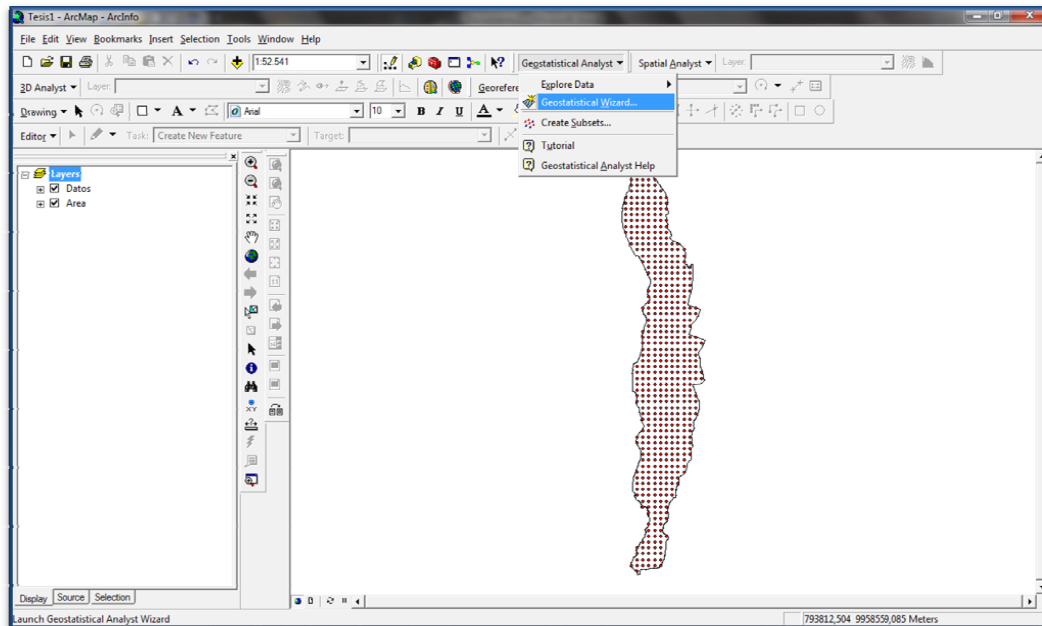
Además indica a través del índice Índice de Bondad de Ajuste o IGF (Indicative goodness of fit) la calidad del ajuste al variograma experimental y será mejor cuando este índice, que es un número adimensional, sea más próximo a cero.



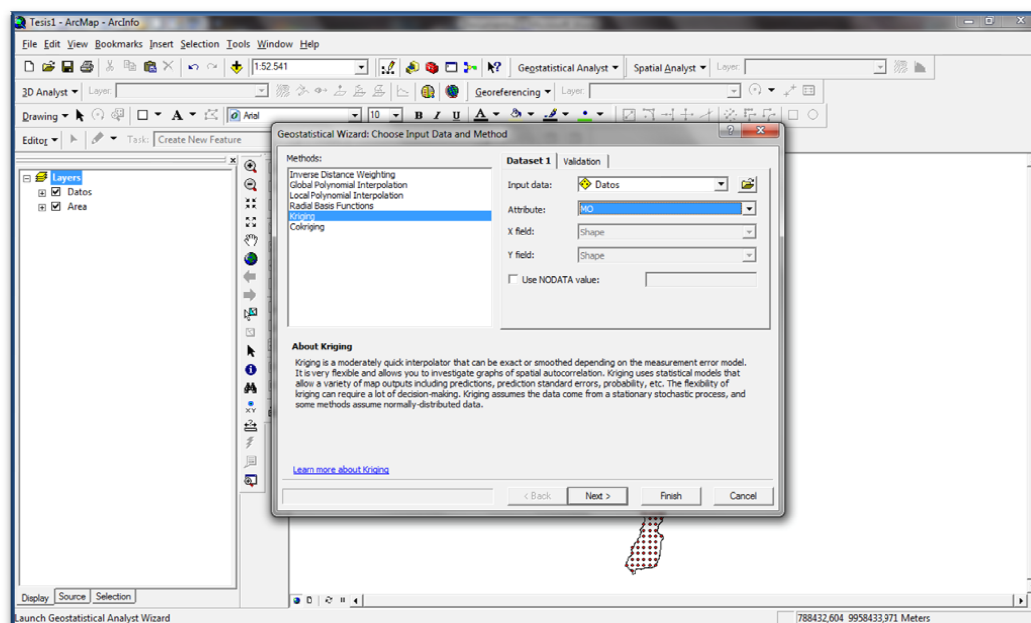
Realizado este análisis estructural se obtienen los siguientes parámetros del semivariograma modelado a partir del variograma experimental: Modelo del semivariograma, efecto pepita, el rango y la meseta.

3.3.3 PREDICCIÓN ESPACIAL

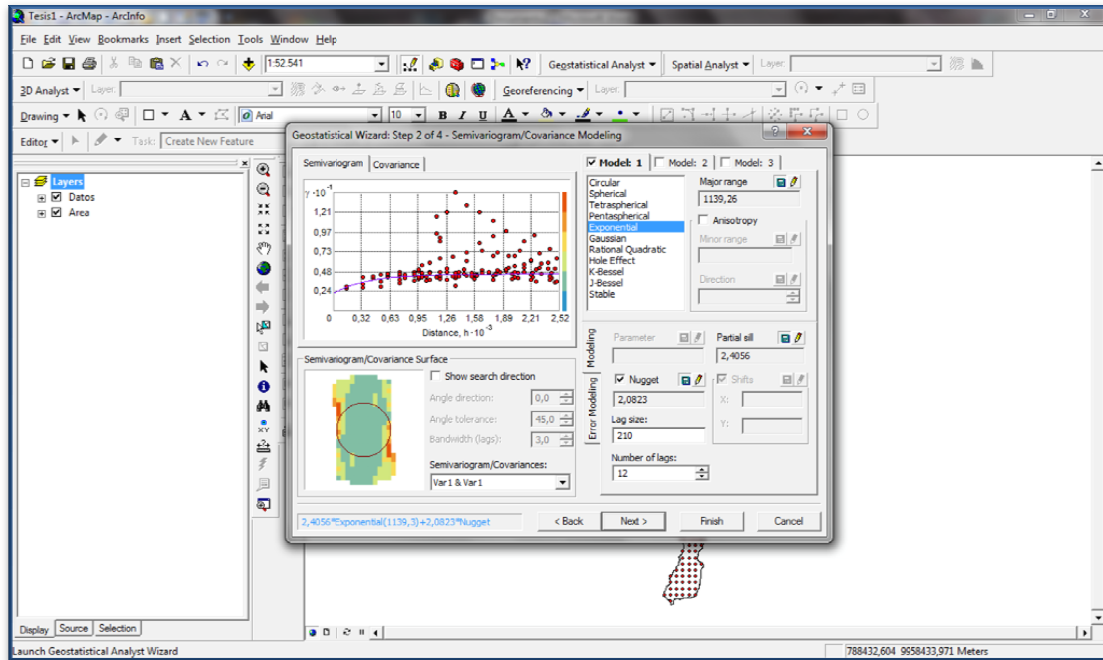
Para este proceso se utiliza el software ArcGIS 9.3, en el cual mediante el comando Geostatistical Analysis (Análisis geoestadístico) se ingresa a Geostatistical Wizard (Asistente geoestadístico).



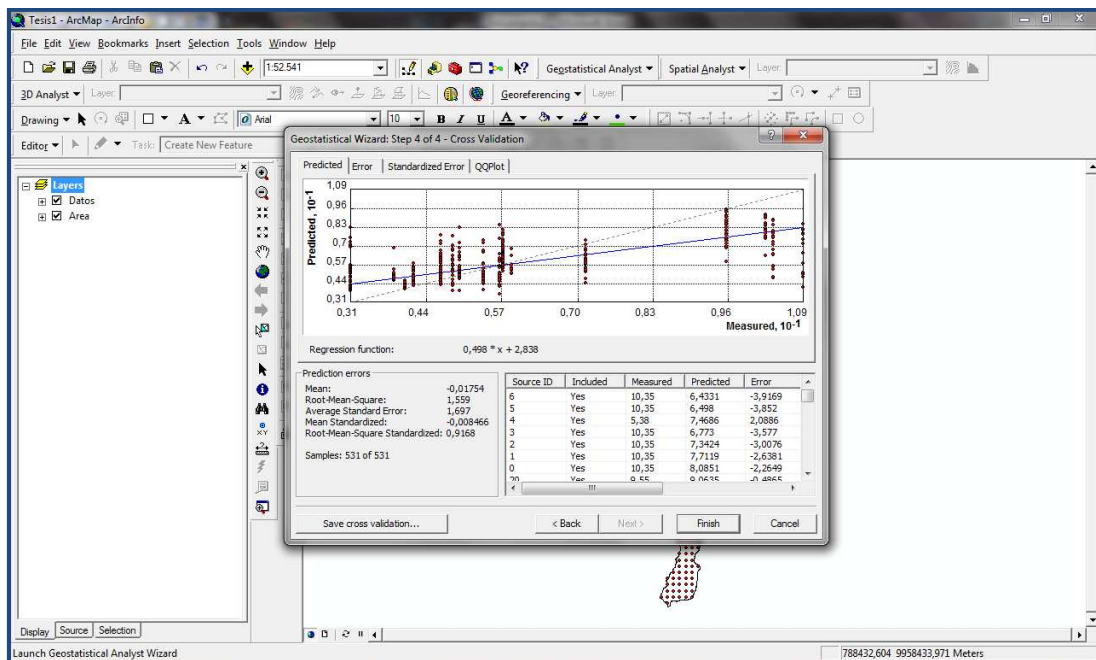
Luego se escoge el método geoestadístico (Kriging) con la variable a ser analizada (MO = materia orgánica).



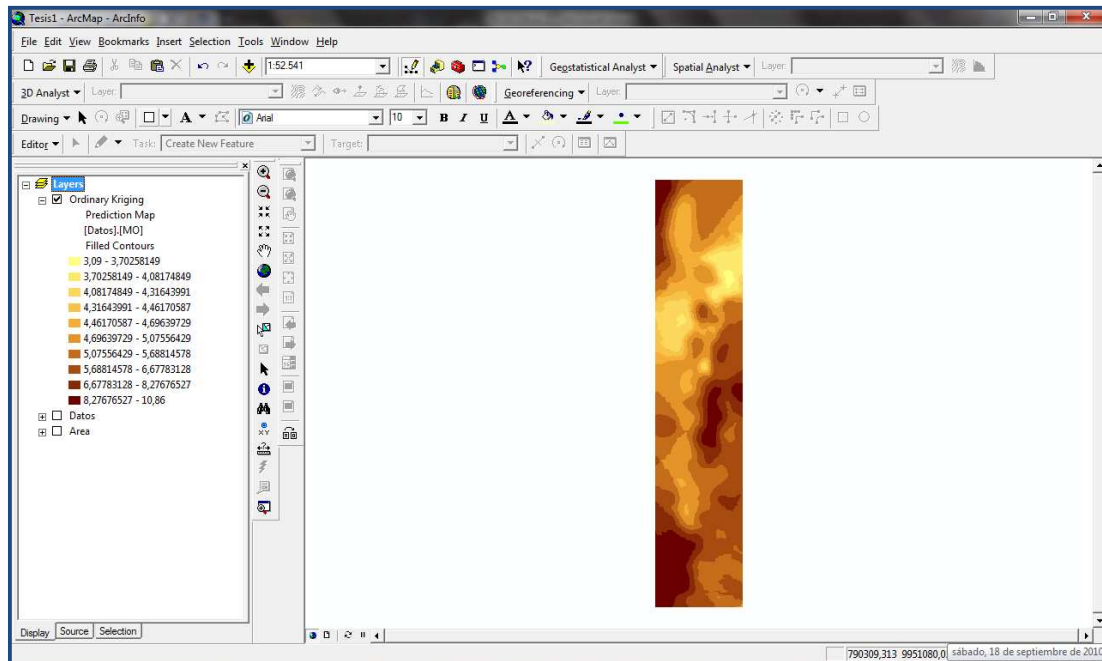
Posteriormente ingresamos los parámetros del variograma modelado obtenido mediante el software Variowin 2.21.



Después se realiza la validación mediante el comando Save cross validation, para obtener los errores de estimación.



Finalmente se obtiene una imagen formada por una gran matriz de puntos (pixels) muy pequeños de diferentes colores (mapa raster) con valores estimados o predichos para cualquier punto dentro del área de estudio.



Este proceso se lo realiza con todas las variables descritas anteriormente, para luego proceder a realizar la clasificación agrológica con los datos obtenidos mediante esta técnica.

3.4 CLASIFICACIÓN AGROLÓGICA DEL SUELO

A continuación, se clasificaron los suelos agrológicamente en base a las normas y especificaciones dadas por el U.S.D.A. Soil Conservation Service (1994), con ligeras adaptaciones y modificaciones tomadas de la Guía Didáctica de Geología y Edafología de la Universidad Técnica Particular de Loja.

Con los mapas a los cuales se les realizó las interpolaciones se procedió a asignarles un puntaje de acuerdo a los Valores Numéricos Potenciales para Determinar la Capacidad de Uso de los Suelos (Carrión, 2007).

Las variables utilizadas para la clasificación agrológica de los suelos, con los respectivos puntajes son los siguientes:

CUADRO 3.2 Valores numéricos de la pendiente para determinar la clasificación agrológica del suelo

Pendiente (%)	Puntaje
0 – 6	4
6 – 20	5
20 - 35	6
35 - 50	7
50 - 65	20
65 - 75	50
> 75	100

Tomado de: Guía Didáctica de Geología y Edafología de la UTPL.

CUADRO 3.3 Valores numéricos de la profundidad para determinar la clasificación agrológica del suelo

Profundidad	Puntaje
Muy profundo	5
Profundo	7
Mod. Profundo	20
Poco profundo	30
Superficial	50

Tomado de: Guía Didáctica de Geología y Edafología de la UTPL.

CUADRO 3.4 Valores numéricos de la textura para determinar la clasificación agrológica del suelo

Arcilla (%)	Puntaje	Arena (%)	Puntaje	Textura
17 - 20	4	34 - 38	4	8
20 - 22	5	30 - 34	5	10
22 - 24	6	28 - 30	6	12
24 - 26	7	26 - 28	7	14
26 - 28	10	24 - 26	10	20
28 - 30	15	22 - 24	15	30
30 - 35	20	18 - 22	20	40
35 - 42	25	13 - 18	25	50

Tomado de: Guía Didáctica de Geología y Edafología de la UTPL.

CUADRO 3.5 Valores numéricos de los nutrientes para determinar la clasificación agrológica del suelo

K	Puntaje	K asim.	Puntaje	P asim.	Puntaje	Na	Puntaje	Mg	Puntaje	Nutrientes
80 - 100	3	190 – 210	2	10,0 - 11,5	3	24 - 26	3	1,8 - 2,2	3	14
70 - 80	4	170 – 190	3	9,0 - 10,0	4	22 - 24	4	1,6 - 1,8	4	19
60 - 70	5	150 – 170	4	7,5 - 9,0	5	20 - 22	5	1,4 - 1,6	5	24
50 - 60	6	130 – 150	5	6,0 - 7,5	6	18 - 20	6	1,2 - 1,4	6	29
40 - 50	7	110 – 130	6	4,5 - 6,0	7	16 - 18	7	1,0 - 1,2	7	34
30 - 40	10	90 – 110	7	3,0 - 4,5	10	14 - 16	10	0,8 - 1,0	10	47
20 - 30	15	70 – 90	10	1,5 - 3,0	15	10 - 14	15	0,6 - 0,8	15	70
10 - 20	20	40 – 70	15	0 - 1,5	20	8 - 10	20	0,4 - 0,6	20	95

Tomado de: Guía Didáctica de Geología y Edafología de la UTPL.

CUADRO 3.6 Valores numéricos de la fertilidad para determinar la clasificación agrológica del suelo

Mat. Org.	Puntaje	Hum. Equiv.	Puntaje	Fertilidad
9,6 - 11,0	3	33 - 35	4	7
7,2 - 9,6	4	35 - 37	5	9
6,0 - 7,2	5	37 - 39	6	11
5,6 - 6,0	6	39 - 41	7	13
5,2 - 5,6	7	41 - 43	10	17
4,8 - 5,2	10	43 - 45	15	25
4,0 - 4,8	15	45 - 47	20	35
3,0 - 4,0	20	47 - 50	25	45

Tomado de: Guía Didáctica de Geología y Edafología de la UTPL.

CUADRO 3.7 Valores numéricos de la capacidad de intercambio catiónico para determinar la clasificación agrológica del suelo

C.I.C	Puntaje
52 – 56	4
48 – 52	5
44 – 48	6
40 – 44	7
35 – 40	10

Tomado de: Guía Didáctica de Geología y Edafología de la UTPL.

CUADRO 3.8 Valores numéricos del pH para determinar la clasificación agrológica del suelo

pH	Puntaje
6,4 - 6,8	2
6,2 - 6,4	3
6,0 - 6,2	4
5,8 - 6,0	5
5,6 - 5,8	6
5,4 - 5,6	7
5,2 - 5,4	10
5,0 - 5,2	15

Tomado de: Guía Didáctica de Geología y Edafología de la UTPL.

Con los valores asignados a cada variable, se procedió a realizar un álgebra o suma de mapas, para finalmente tener un mapa de clasificación agrológico de acuerdo al cuadro 3.8.

CUADRO 3.9. Valores numéricos potenciales para determinar la capacidad de uso de los suelos

Puntaje	Clase	Aptitud
70 - 100	I	CULTIVOS
100 - 120	II	
120 - 140	III	
140 - 160	IV	
160 - 180	V	PASTOS Y BOSQUES
180 - 200	VI	
200 - 230	VII	
> 230	VIII	CONSERVACIÓN

Tomado de: Guía Didáctica de Geología y Edafología de la UTPL.

CAPÍTULO 4

ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS

4.1. INTERPRETACIÓN DE LOS RESULTADOS

4.1.1 LEVANTAMIENTO TOPOGRÁFICO

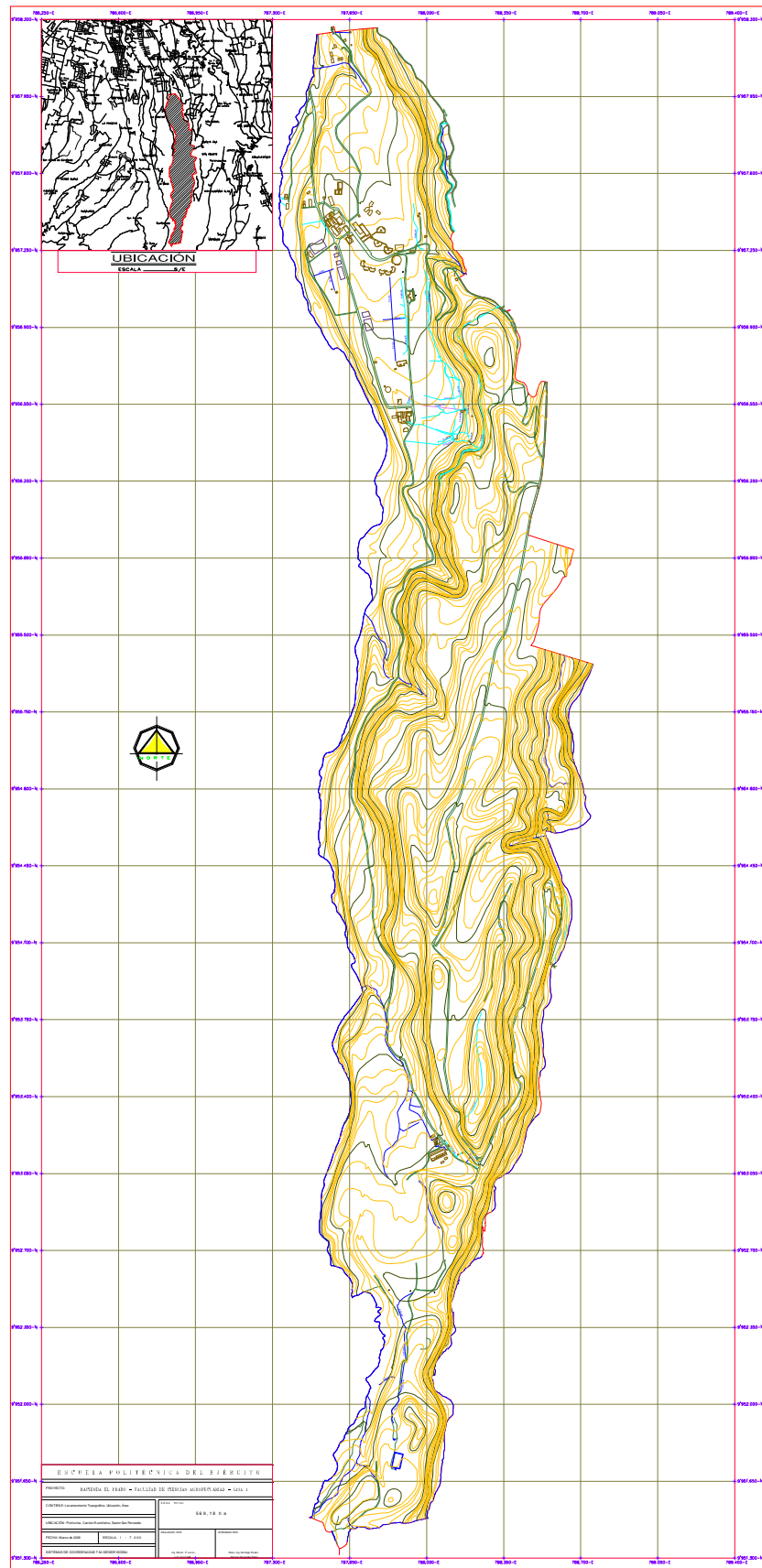
El mapa topográfico es el primer mapa realizado, conocido como mapa base, donde se encuentra representada el área total del terreno, detalles relevantes como: caminos, senderos, canales de agua, líneas de transmisión eléctrica, quebradas, límites, etc.

La escala de trabajo para esta superficie es de 1:5000 y para su representación en formato A4 de 1:30.000; se encuentra georreferenciado mediante coordenadas en proyección U.T.M (Universal Transversa de Mercator) y geode de referencia WGS84 (World Geodetic System 84) con su respectiva simbología.

Este mapa tiene representadas gráficamente las colinas, planicies y demás relieves mediante curvas de nivel con intervalos de 5 metros; además, permite la visualización de las vías de acceso y vías internas que posee la hacienda, así como también la representación de las construcciones y obras realizadas.

La superficie total de la hacienda El Prado es de aproximadamente 525 hectáreas; de las cuales 80 hectáreas corresponden a la parte baja de la hacienda destinadas al área académica y de producción a menor escala; y, el resto de superficie se encuentra cubierta de masas arbóreas, pastos y producción agrícola a mayor escala.

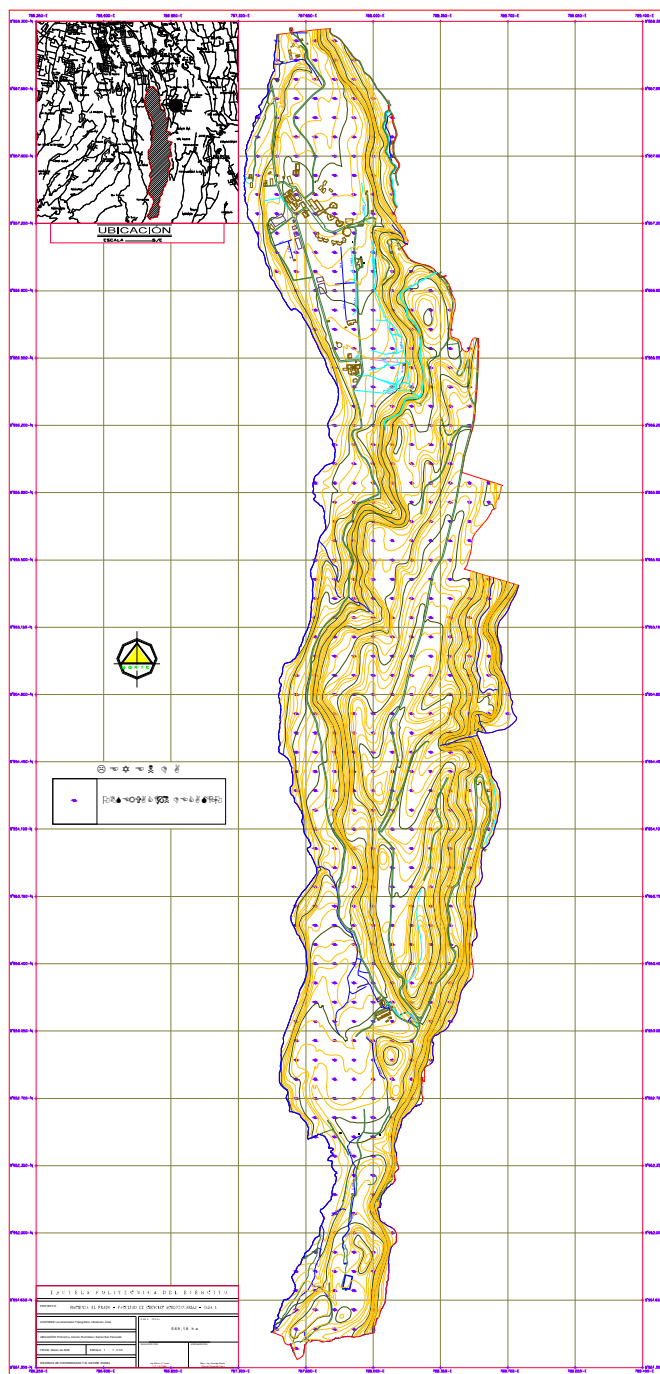
MAPA 4.1. Mapa topográfico de la hacienda El Prado



4.1.2 MAPA DE OBSERVACIONES DE CAMPO

El mapa base obtenido sirvió para determinar los sitios a ser muestreados, realizándose una cuadrícula o grilla de 100x100 metros. Este proceso se lo realizó con el software Autocad 2007.

MAPA 4.2 Mapa de observaciones de campo



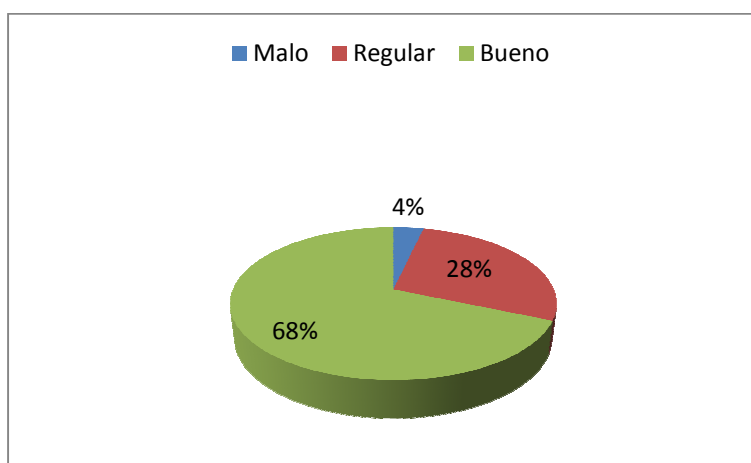
Cada uno de estos puntos fue replanteado en el terreno con un GPS Magellan Meridian con una precisión de ± 3 metros.

En total se muestrearon 531 puntos. Se presenta a continuación las tablas de frecuencia con los respectivos gráficos de sectores, para tener una idea inicial de cómo están conformados los suelos en estudio.

TABLA 4.1 Tabla de frecuencias de la variable drenaje

DRENAJE	Frecuencia	Porcentaje
Malo	19	3,6 %
Regular	148	27,9 %
Bueno	364	68,5 %
Total	531	100,0 %

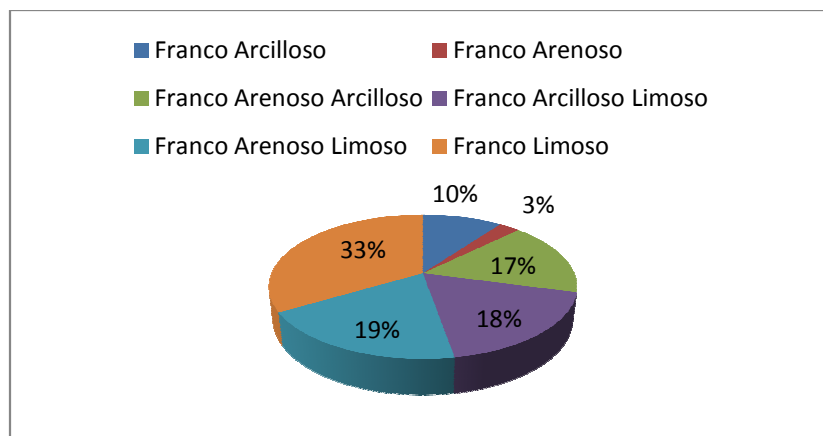
GRÁFICO 4.1 Porcentaje de tipo de drenaje



}Como puede observarse el 68% del suelo de la hacienda tiene un buen drenaje, el 28% presenta un drenaje regular que puede ser mejorado y el restante 4% un mal drenaje.

TABLA 4.2 Tabla de frecuencias de la variable textura

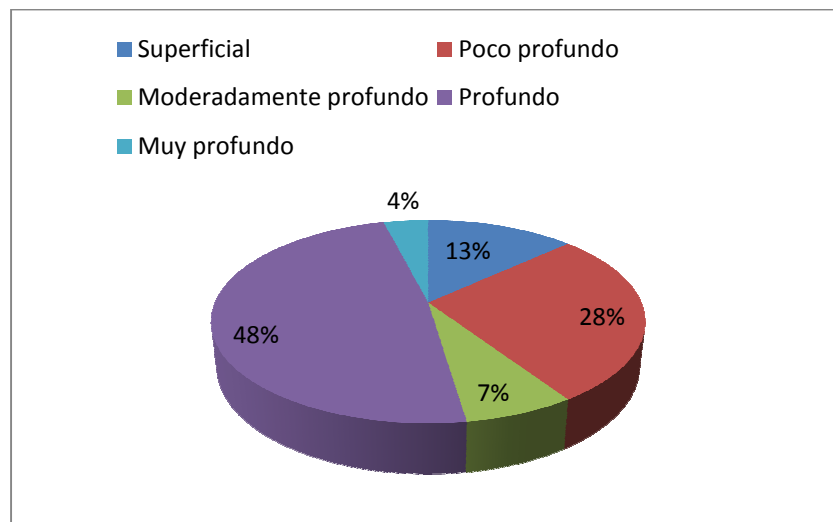
TEXTURA	Frecuencia	Porcentaje
Franco Arcilloso	53	10,0 %
Franco Arenoso	14	2,6 %
Franco Arenoso Arcilloso	88	16,6 %
Franco Arcilloso Limoso	96	18,1 %
Franco Arenoso Limoso	102	19,2 %
Franco Limoso	178	33,5 %
Total	531	100,0 %

GRÁFICO 4.2 Porcentaje de tipo de textura

El tipo de textura de los suelos en estudio presenta su mayor porcentaje con los suelos franco limosos con un 33%, mientras que los suelos franco arenosos se presentan en menor cantidad, con apenas un 3%.

TABLA 4.3 Tabla de frecuencias de la variable profundidad

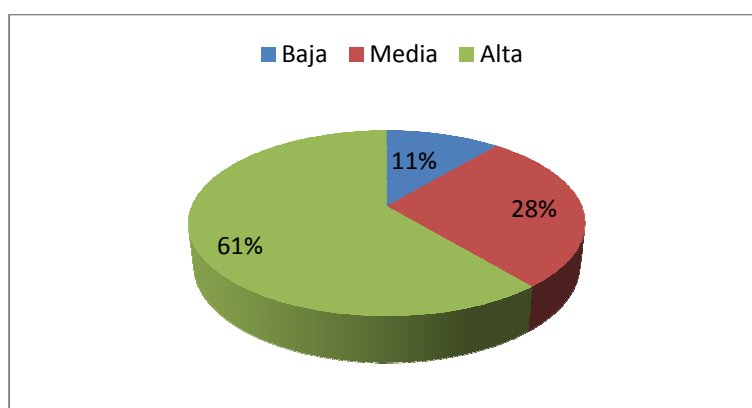
PROFUNDIDAD	Frecuencia	Porcentaje
Superficial	70	13,2 %
Poco profundo	146	27,5 %
Moderadamente profundo	37	7,0 %
Profundo	257	48,4 %
Muy profundo	21	4,0 %
Total	531	100,0 %

GRÁFICO 4.3 Porcentaje de tipo de profundidad

La mayoría de la zona presentan suelos que van de moderadamente profundo a muy profundo con un porcentaje total de 59%, teniendo presente que un buen porcentaje presenta suelos poco profundos con un 28% y suelos superficiales un 13%.

TABLA 4.4 Tabla de frecuencias de la variable materia orgánica

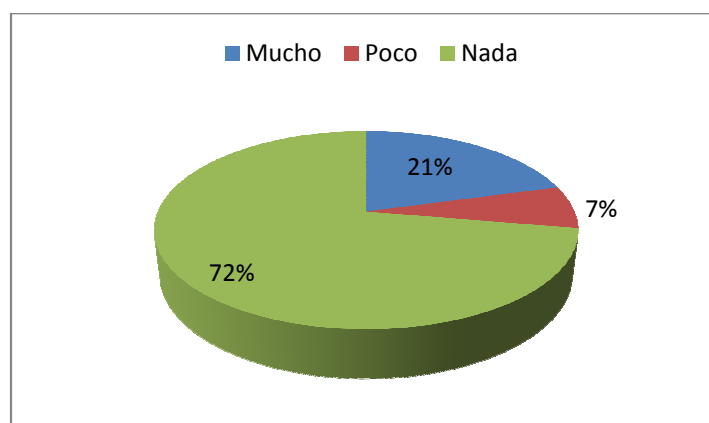
MATERIA ORGÁNICA	Frecuencia	Porcentaje
Baja	59	11,1 %
Media	148	27,9 %
Alta	324	61,0 %
Total	531	100,0 %

GRÁFICO 4.4 Porcentaje de cantidad de materia orgánica

El 61% de los suelos que conforman la hacienda El Prado tiene un alto contenido de materia orgánica, mientras que el 28% una cantidad media y el 11% restante con una cantidad baja de materia orgánica.

TABLA 4.5 Tabla de frecuencias de la variable rocosidad

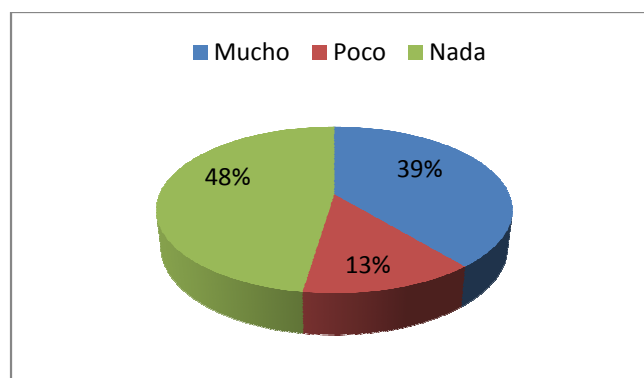
ROCOSIDAD	Frecuencia	Porcentaje
Mucho	110	20,7 %
Poco	37	7,0 %
Nada	384	72,3 %
Total	531	100,0 %

GRÁFICO 4.5 Porcentaje de cantidad de rocosidad

El porcentaje de cantidad de rocosidad muestra que en la mayor parte del área en estudio no hay rocosidad, siendo esta del 72%, mientras que en el 21% se encuentra una gran cantidad de rocosidad, lo que nos da una idea de que estos suelos no podrán ser utilizados para fines agropecuarios.

TABLA 4.6 Tabla de frecuencias de la variable graviliosidad

GRAVILIOSIDAD	Frecuencia	Porcentaje
Mucho	207	39,0 %
Poco	71	13,4 %
Nada	253	47,6 %
Total	531	100,0 %

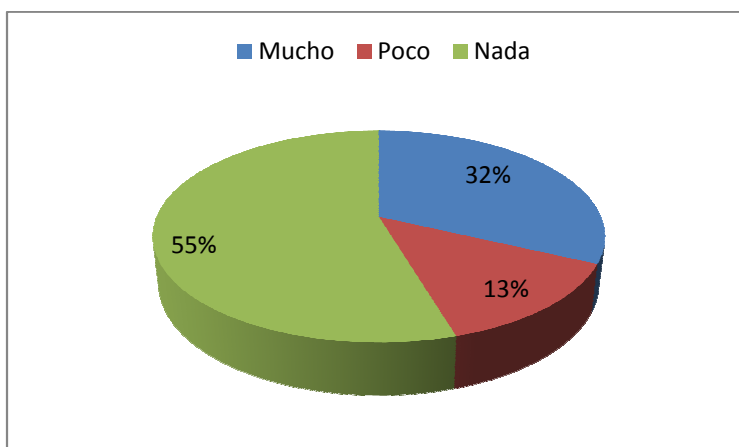
GRÁFICO 4.6 Porcentaje de cantidad de graviliosidad

En casi la mitad del terreno no se encuentra graviliosidad, teniendo un preocupante 39% en donde existe mucha gravilla y por lo tanto en estos terrenos se va a tener ciertas restricciones para su uso adecuado.

TABLA 4.7 Tabla de frecuencias de la variable pedregosidad

PEDREGOSIDAD	Frecuencia	Porcentaje
Mucho	170	32,0 %
Poco	71	13,4 %
Nada	290	54,6 %
Total	531	100,0 %

GRÁFICO 4.7 Porcentaje de cantidad de pedregosidad

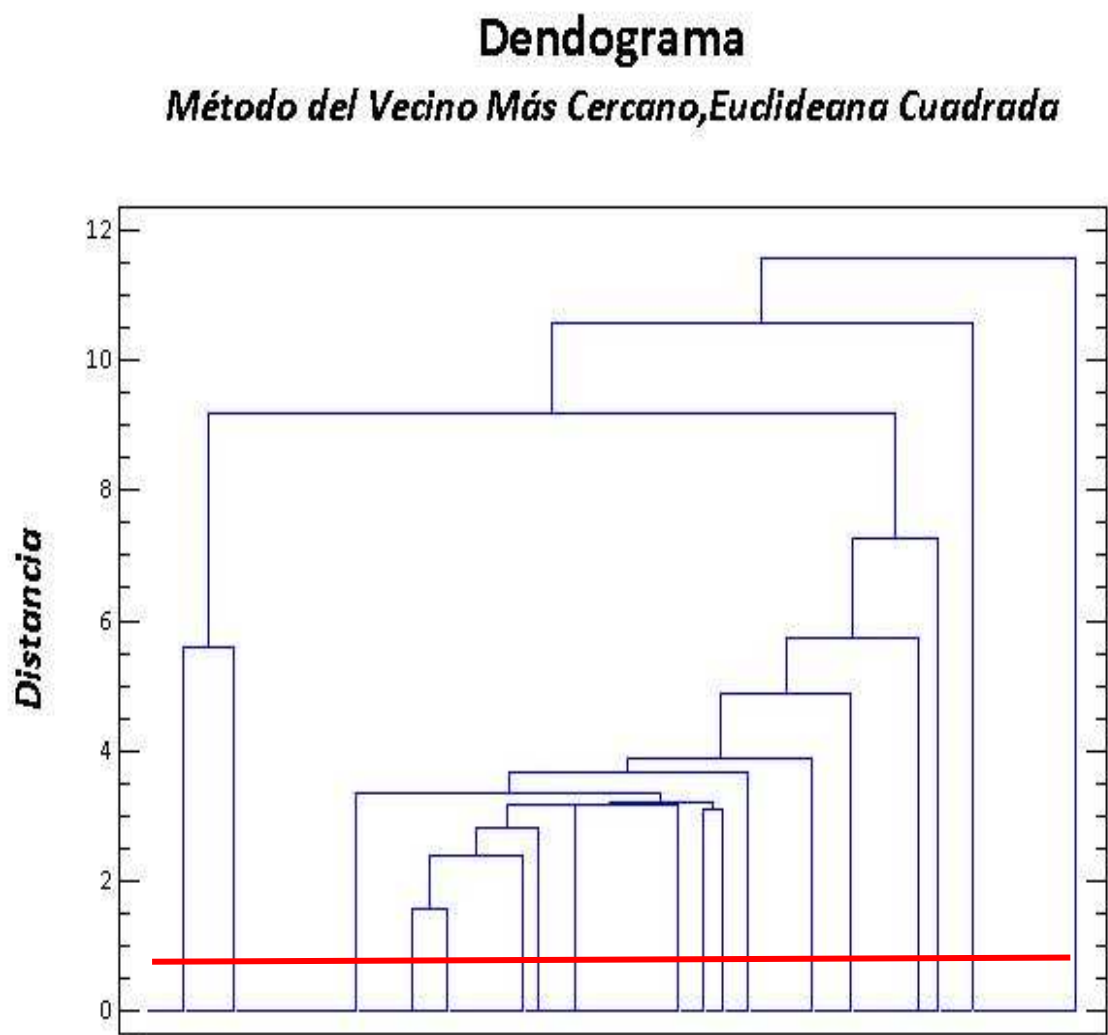


De igual forma para el caso de pedregosidad se tiene que un 55% del terreno no tiene pedregosidad, mientras que el 32% presenta una gran cantidad de piedra, lo que limitaría su uso; no así el 13%, que tiene poca cantidad de pedregosidad.

4.1.3 ANÁLISIS DE CONGLOMERADOS

Para determinar el número óptimo de conglomerados se procede primero a hacer un estudio de segmentación jerárquico, para luego sobre el dendograma de salida elegir el número de conglomerado apropiado; para ello se traza una línea horizontal en el dendograma y se busca el punto donde sin muchos conglomerados estos sean homogéneos. Al trazar ésta línea se observa que el número de conglomerados apropiado es 18.

FIGURA 4.1 Dendograma



A continuación se presenta un resumen de análisis de varianza para algunos valores de conglomerados; cabe recalcar que este número de conglomerados se obtuvo previamente de manera empírica.

Los análisis detallados de cada conglomerado se presentan en el anexo E.

TABLA 4.8 Resumen del análisis de varianza para varios conglomerados

			Drenaje	Textura	Profund.	Mat_Org	Rocos.	Gravill.	Pedreg.
Número de centroides	15	Valor de F	257,08	-	3812,8	1222,22	87,188	799,383	756,961
	16		239,48	-	3551,7	1138,53	84,666	-	-
	17		296,98	-	-	-	79,505	-	-
	18		-	-	-	-	76,114	-	-
	19		-	-	-	-	79,864	-	-
	20		-	-	-	-	93,782	-	-
	21		-	-	-	-	97,188	-	-
	22		-	-	-	-	104,033	-	-
	23		1145,14	-	-	-	154,109	-	-
	24		1145,14	-	-	-	154,109	-	-

El análisis de varianza se obtuvo tomando los grupos definidos por los conglomerados como factor y cada una de las variables incluidas en el análisis como variable dependiente.

Una nota en el software SPSS informa que los estadísticos F solo deben utilizarse con una finalidad descriptiva, pues los casos no han sido asignados aleatoriamente a los conglomerados sino que se han asignado intentando optimizar las diferencias entre los conglomerados. Además, los niveles críticos asociados a los estadísticos F no deben ser interpretados de la manera habitual pues el procedimiento K-medias no aplica ningún tipo de corrección sobre la tasa de error (es decir, sobre la probabilidad de cometer errores tipo I cuando se llevan a cabo muchos contrastes).

Una vez elegido el número de conglomerados realizamos el análisis de conglomerados de K-medias; que es especialmente útil cuando se dispone de

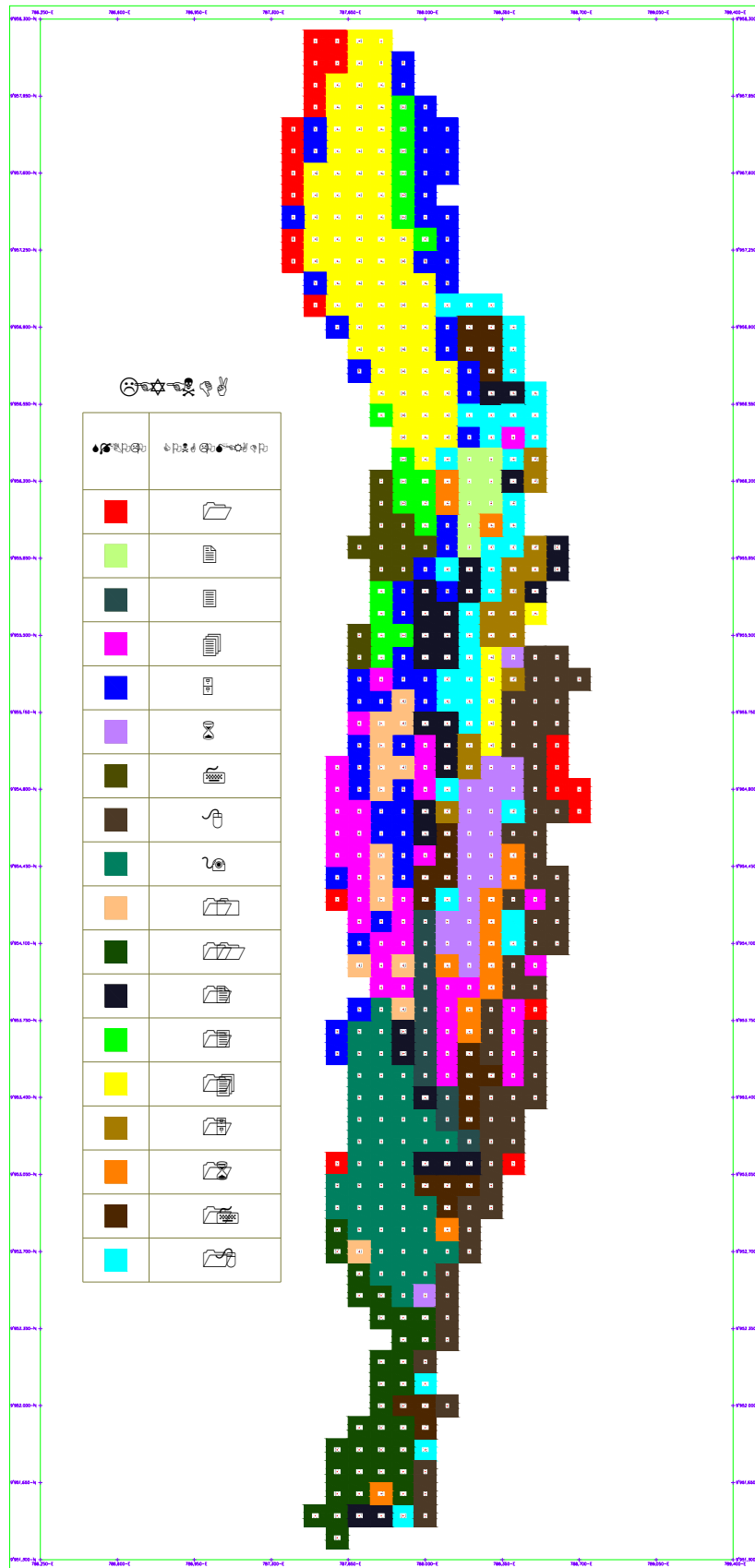
un gran número de casos; y así, poder asignar a cada punto muestreado a que conglomerado pertenece; el número de casos para cada conglomerado se presentan en la tabla 4.9.

TABLA 4.9. Número de casos correspondientes a cada conglomerado

CONGLOMERADO	NÚMERO DE CASOS
1	22
2	8
3	11
4	37
5	59
6	21
7	12
8	59
9	44
10	14
11	32
12	29
13	19
14	69
15	20
16	15
17	22
18	38

El resultado es un mapa que presenta la pertenencia de cada punto a un determinado conglomerado, teniendo zonas o áreas con características comunes. Este proceso se lo realizó con el programa Surfer 8.0, en donde se colocaron las respectivas coordenadas de cada punto y como etiqueta el número del conglomerado al que pertenecía, para posteriormente exportarlo a AutoCad 2007 y realizar el mapa respectivo.

MAPA 4.3 Mapa de ubicación de conglomerados



4.1.4 ANÁLISIS GEOESTADÍSTICO

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

4.1.4.1. Análisis geoestadístico para la variable arcilla

4.1.4.1.1 Análisis exploratorio de datos para la arcilla

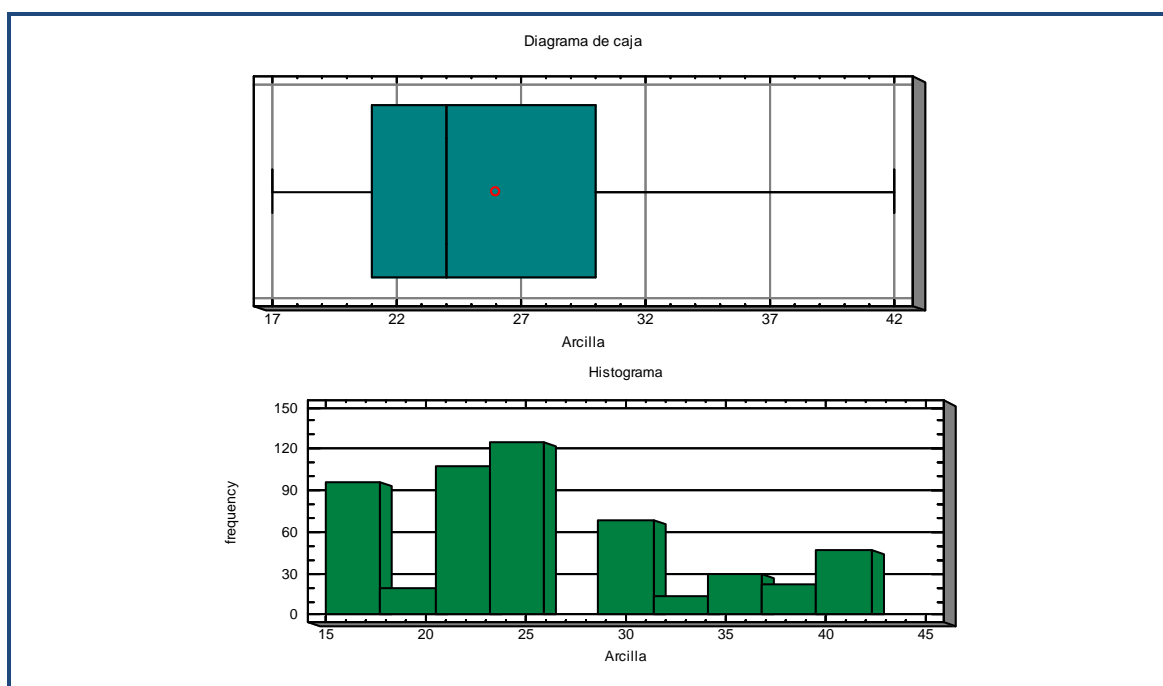
El resultado del análisis exploratorio para la arcilla se presenta en la siguiente tabla.

TABLA 4.10 Estadísticos descriptivos para la arcilla

Arcilla	Media	25,97	
	Intervalo de confianza para la media al 95%	Límite inferior	25,33
		Límite superior	26,62
	Media recortada al 5%	25,58	
	Mediana	24,00	
	Varianza	57,135	
	Desv. típ.	7,559	
	Mínimo	17	
	Máximo	42	
	Rango	25	
	Amplitud intercuartil	9	
	Asimetría	0,798	
	Curtosis	-,375	
	Coef. de variación	29,10%	

Esta tabla muestra el resumen estadístico de Arcilla. El coeficiente de variación es de 29,10% lo que indica un valor alto de variación. Los valores de la media y mediana se encuentran próximos. El valor de la asimetría es de 0,798 por lo que presenta una pequeña asimetría positiva. Pudiéndose apreciar más claramente en el siguiente diagrama de caja e histograma respectivo.

GRÁFICO 4.8 Diagrama de caja e histograma para la arcilla



4.1.4.1.2 Análisis estructural para la arcilla

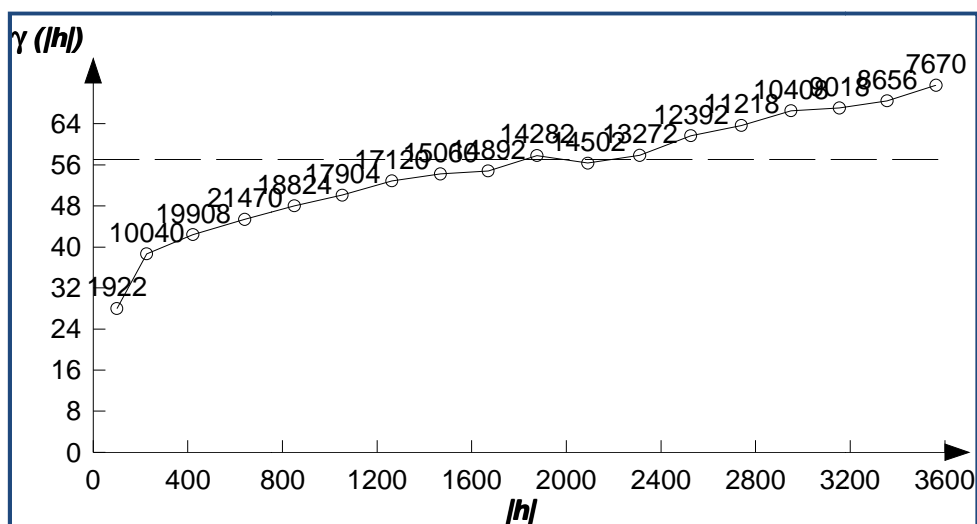
La tabla 4.11 indica los valores del semivariograma experimental para la variable arcilla; se presenta el número de pares para cada distancia h , así como el valor del semivariograma.

El gráfico 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 57,02.

TABLA 4.11 Valores del semivariograma experimental para la arcilla

Vario2D with PCF				
File Edit Data Settings... Calculate Options Graph Windows Help				
"ARCIL" omnidirectional				
Direction: 0	Angular tolerance: 90	Maximum BW:		
Data variance: 5.70276e+01				
Lag	NPairs	Mean h	Variogram	Std. Variogram
0	1922	1.00000e+02	2.79860e+01	5.13298e-01
1	10040	2.25632e+02	3.86563e+01	7.35055e-01
2	19908	4.22395e+02	4.24264e+01	8.48688e-01
3	21470	6.41458e+02	4.53643e+01	9.22228e-01
4	18824	8.50759e+02	4.80137e+01	9.56630e-01
5	17904	1.05282e+03	5.00977e+01	9.80430e-01
6	17120	1.26287e+03	5.28513e+01	1.01971e+00
7	15060	1.46851e+03	5.42254e+01	1.03587e+00
8	14892	1.66962e+03	5.48270e+01	1.03544e+00
9	14282	1.87636e+03	5.78275e+01	1.06799e+00
10	14502	2.09170e+03	5.63341e+01	1.04184e+00
11	13272	2.31054e+03	5.78623e+01	1.05392e+00
12	12392	2.52688e+03	6.16983e+01	1.08364e+00
13	11218	2.74007e+03	6.36711e+01	1.10872e+00
14	10408	2.94991e+03	6.65711e+01	1.14437e+00
15	9018	3.15440e+03	6.70856e+01	1.13955e+00
16	8656	3.35679e+03	6.84685e+01	1.14189e+00
17	7670	3.56377e+03	7.15112e+01	1.17287e+00

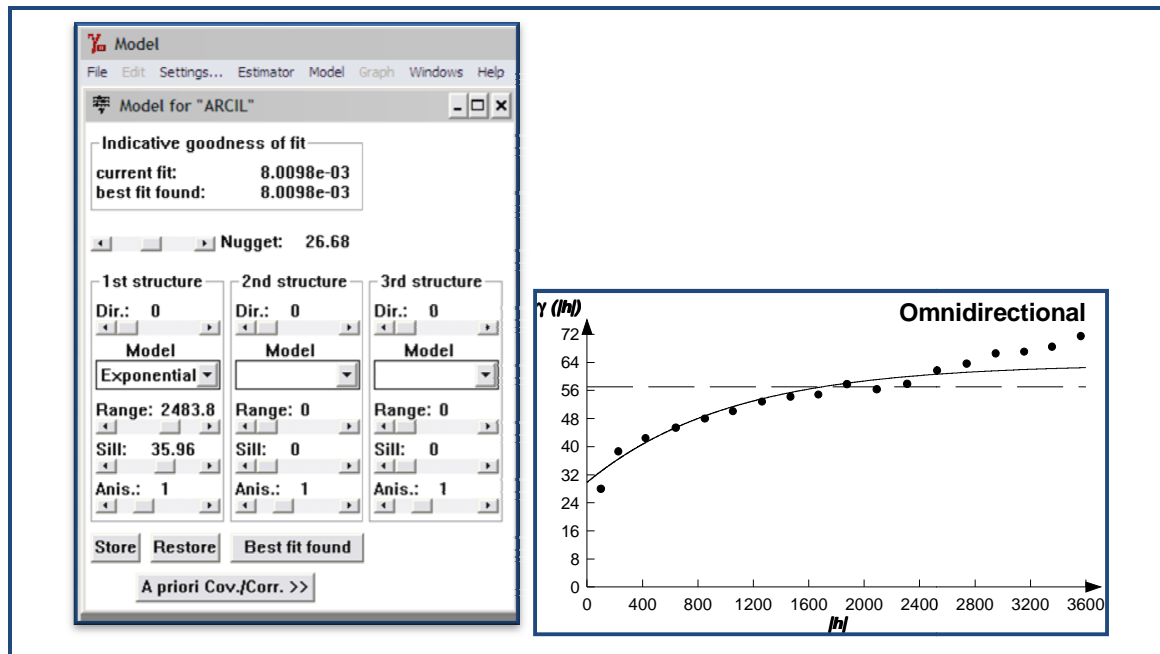
GRÁFICO 4.9 Semivariograma experimental para la arcilla



El gráfico 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) = 26,68; el modelo teórico del variograma es el exponencial; rango = 2483,8 y meseta (sill) = 35,96; 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.

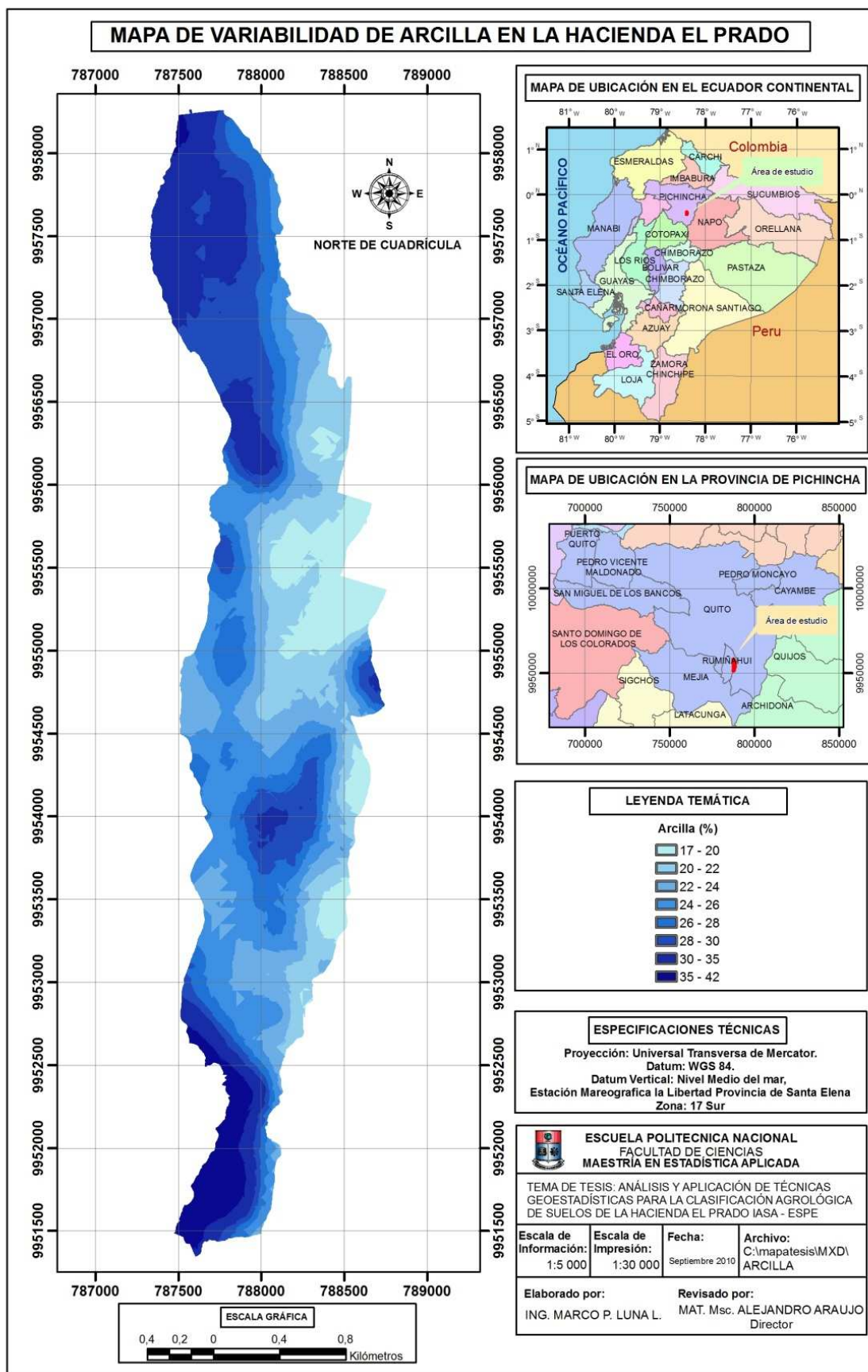
GRÁFICO 4.10 Modelo teórico del semivariograma para la arcilla



4.1.4.1.3 Predicción espacial para la arcilla

El mapa 4.4 presenta la estimación espacial de la variable arcilla para cualquier punto en el terreno; se puede observar que en la parte norte y sur de la hacienda se encuentran los terrenos con mayor porcentaje de arcilla; los valores más bajos se encuentran en la parte central, mientras que valores intermedios se encuentran entre la parte central y cada extremo.

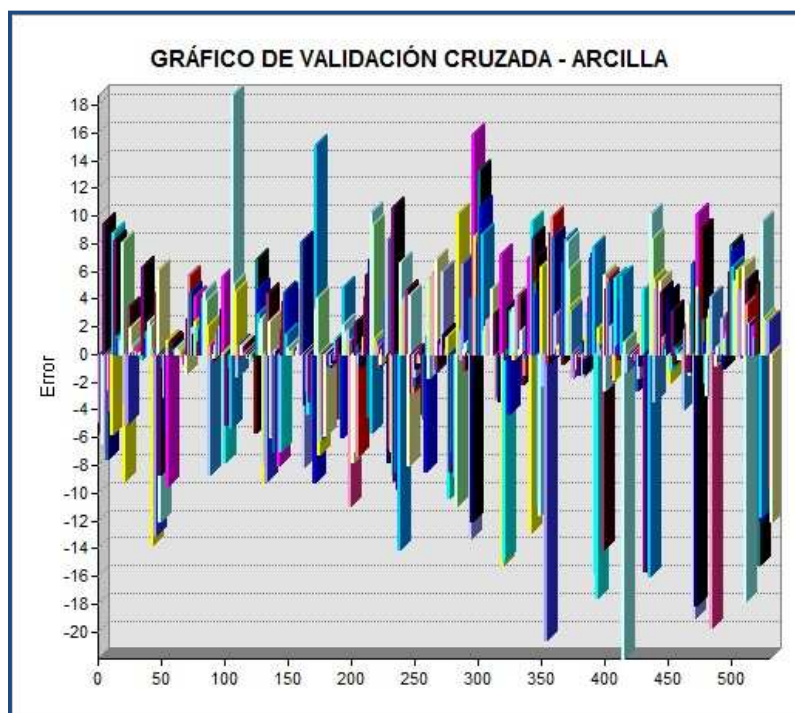
MAPA 4.4 Mapa de la variabilidad de la arcilla



4.1.4.1.4 Validación cruzada para la arcilla

El gráfico 4.11 presenta los valores de los errores calculados mediante la validación cruzada; se puede observar que una pequeña proporción presenta errores grandes.

GRAFICO 4.11 Validación cruzada para la arcilla



En la tabla 4.12 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 4.9 muestra algunos valores con errores de predicción medios debido a la variabilidad de los datos, el coeficiente de variación para esta variable es de 29,10 considerado alto.

TABLA 4.12 Estadísticos de los errores determinados mediante la validación cruzada para la arcilla

Arcilla	
Media	0,02345
Error estándar de la media	5,774
Media estandarizada	0,003848
Raíz Media Cuadrática Estandarizada:	0,9899

4.1.4.2 Análisis geoestadístico para la variable arena

4.1.4.2.1 Análisis exploratorio de datos para la arena

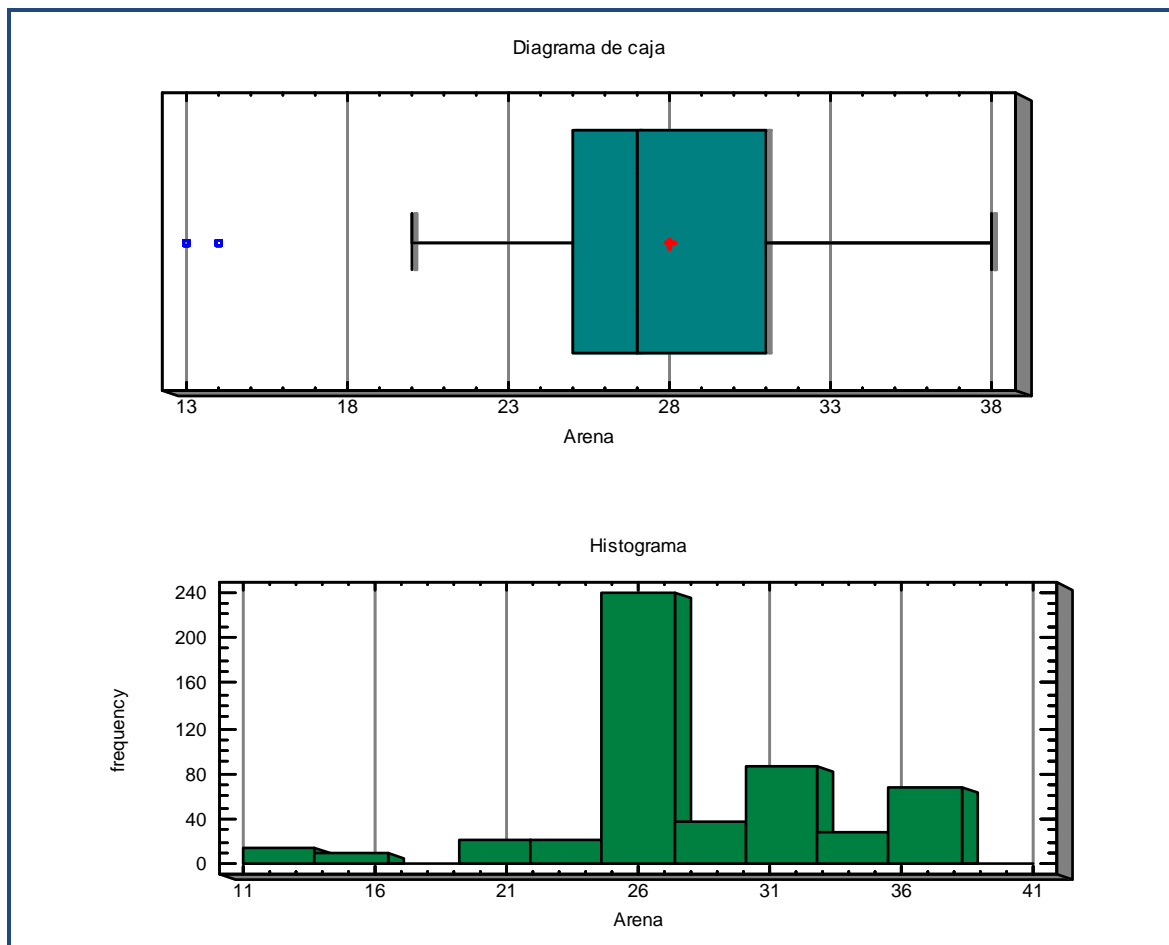
La tabla 4.13 presenta el resultado del análisis exploratorio para la variable arena.

TABLA 4.13 Estadísticos descriptivos para la arena

Arena	Media	28,02	
	Intervalo de confianza para la media al 95%	Límite inferior	27,54
		Límite superior	28,49
	Media recortada al 5%	28,25	
	Mediana	27,00	
	Varianza	31,649	
	Desv. típ.	5,626	
	Mínimo	13	
	Máximo	38	
	Rango	25	
	Amplitud intercuartil	6	
	Asimetría	-,189	
	Curtosis	,708	
	Coef. De variación	20,08 %	

Los datos presentados en esta tabla indican un coeficiente de variación medio con un 20,08 %, la media y la mediana difieren muy poco. Presenta un valor de asimetría negativo de -0,0189. El diagrama de caja y el histograma con los respectivos valores se encuentran en el gráfico 4.12.

GRÁFICO 4.12 Diagrama de caja e histograma para la arena



4.1.4.2 Análisis estructural para la arena

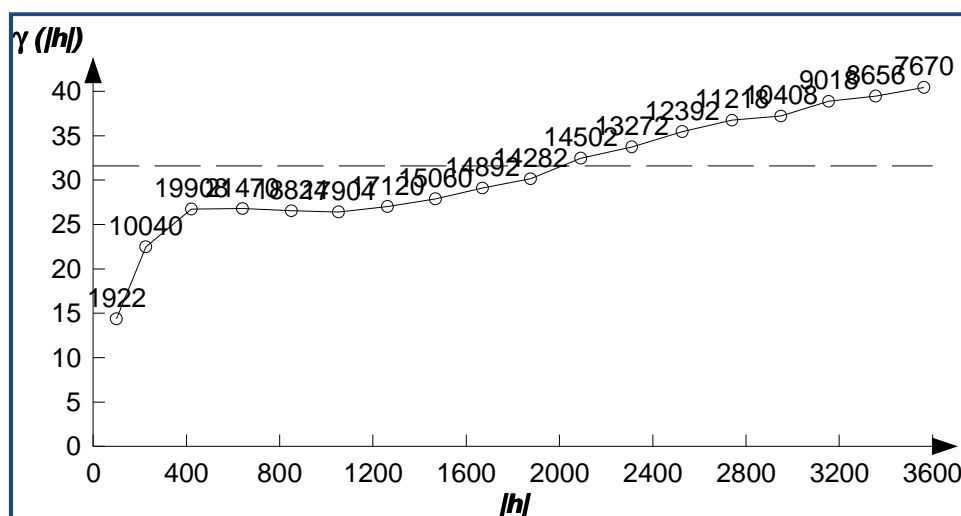
Los valores del variograma experimental para la variable arena se presentan en la tabla 4.14, se presenta el número de pares para cada distancia h , así como el valor del semivariograma.

TABLA 4.14 Valores del semivariograma experimental para la arena

Vario2D with PCF				
File Edit Data Settings... Calculate Options Graph Windows Help				
"ARENA" omnidirectional				
Direction: 0	Angular tolerance: 90		Maximum BW:	
Data variance: 3.15892e+01				
Lag	NPairs	Mean h	Variogram	Std. Variogram
0	1922	1.00000e+02	1.43574e+01	4.36656e-01
1	10040	2.25632e+02	2.24857e+01	6.66273e-01
2	19908	4.22395e+02	2.67484e+01	8.15038e-01
3	21470	6.41458e+02	2.67892e+01	8.65823e-01
4	18824	8.50759e+02	2.65323e+01	8.78187e-01
5	17904	1.05282e+03	2.64025e+01	8.92002e-01
6	17120	1.26287e+03	2.70188e+01	9.27703e-01
7	15060	1.46851e+03	2.78793e+01	9.62190e-01
8	14892	1.66962e+03	2.90919e+01	1.00367e+00
9	14282	1.87636e+03	3.01369e+01	1.03152e+00
10	14502	2.09170e+03	3.24655e+01	1.07478e+00
11	13272	2.31054e+03	3.37425e+01	1.09620e+00
12	12392	2.52688e+03	3.54525e+01	1.12899e+00
13	11218	2.74007e+03	3.67393e+01	1.15778e+00
14	10408	2.94991e+03	3.72117e+01	1.14989e+00
15	9018	3.15440e+03	3.88768e+01	1.16547e+00
16	8656	3.35679e+03	3.94577e+01	1.15501e+00
17	7670	3.56377e+03	4.04535e+01	1.17327e+00

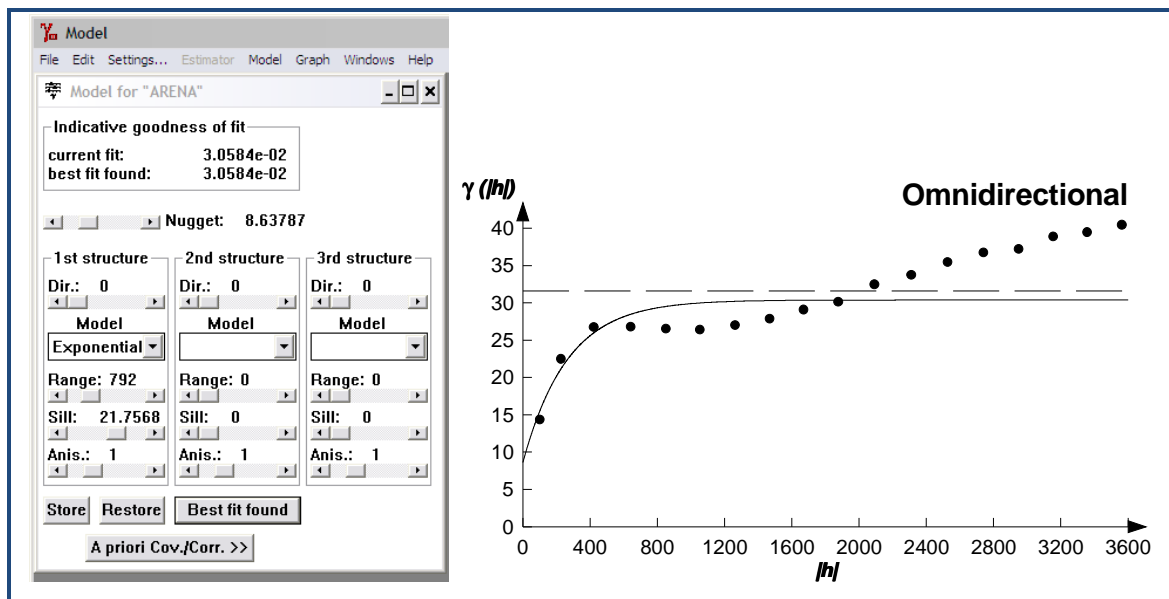
El gráfico 4.13 nos da la representación del semivariograma experimental, la línea entrecortada nos da el valor de la varianza total siendo este de 31,58; la etiqueta en cada punto nos da el valor de pares determinados para esa distancia.

GRÁFICO 4.13 Semivariograma experimental para la arena



El semivariograma teórico generado nos presenta valores para el efecto pepita de 8,63, el modelo teórico del semivariograma es el exponencial, con un valor de meseta de 21,75 y rango de 792. El valor índice de la bondad de ajuste es de 0,03 que muestra una buena aproximación al semivariograma experimental.

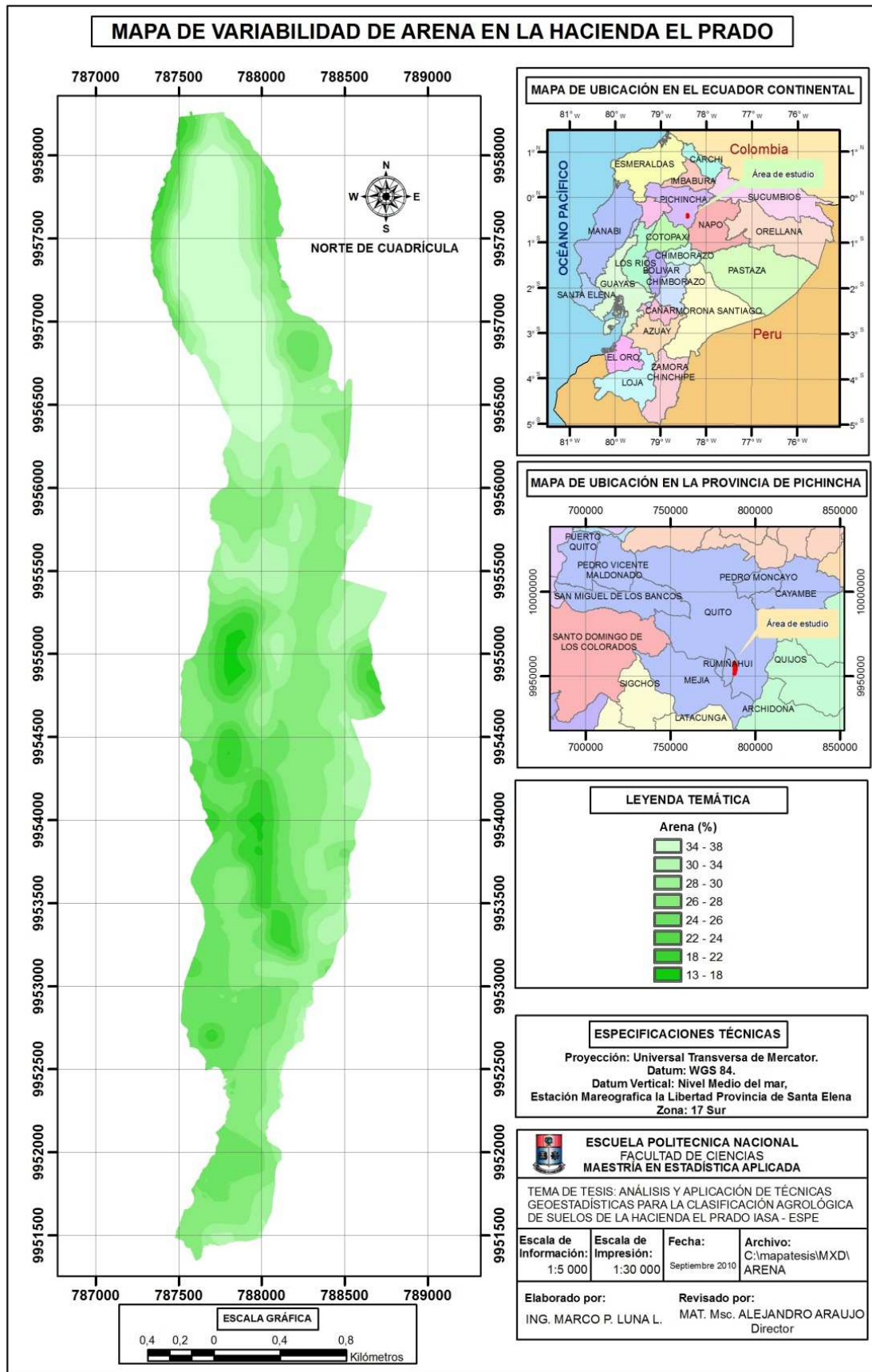
GRÁFICO 4.14 Modelo teórico del semivariograma para la arena



4.1.4.2.3 Predicción espacial para la arena

El mapa 4.5 presenta la estimación espacial de la variable arena; como puede observarse la mayor parte de la hacienda tiene valores intermedios a altos de porcentaje de arena en sus suelos, con valores que oscilan entre 30 y el 34%.

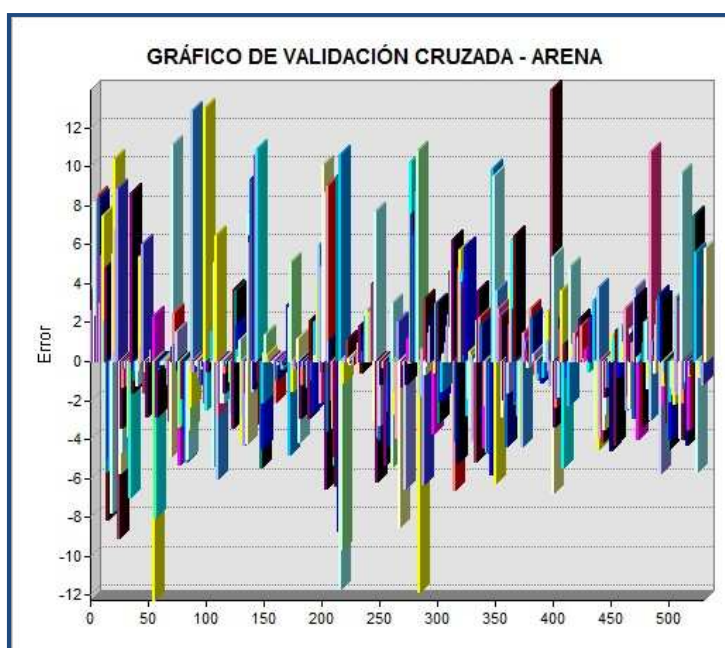
MAPA 4.5 Mapa de la variabilidad de la arena



4.1.4.2.4 Validación cruzada para la arena

Los valores de los errores calculados se muestran en el gráfico 4.15, los estadísticos de estos errores se presentan en la tabla 4.15; como puede observarse son pocos los puntos donde se presentan errores de estimación grandes; en los estadísticos de los errores se indica una buena estimación con valor medio de error de 0,038.

GRAFICO 4.15 Validación cruzada para la arena



En la tabla 4.15 se observa que el valor de la media estandarizada es de 0,006851 un poco menos cercano al cero que la variable arcilla; así mismo la raíz media cuadrática tiene un valor más alejado a la unidad, por lo que las predicciones de esta variable son menos precisas que la anterior, como lo indica el gráfico 4.15, esto se debe básicamente a que en esta variable se encontraron algunos valores atípicos que no pudieron ser eliminados porque fueron verificados en campo.

TABLA 4.15 Estadísticos de los errores determinados mediante la validación cruzada para la arena

Arena	
Media:	0,03858
Error estándar de la Media:	4,102
Media estandarizada:	0,006851
Raíz Media Cuadrática Estandarizada:	0,9476

4.1.4.3 Análisis geoestadístico para la variable capacidad de intercambio catiónico (C.I.C.)

4.1.4.3.1 Análisis exploratorio de datos para la C.I.C.

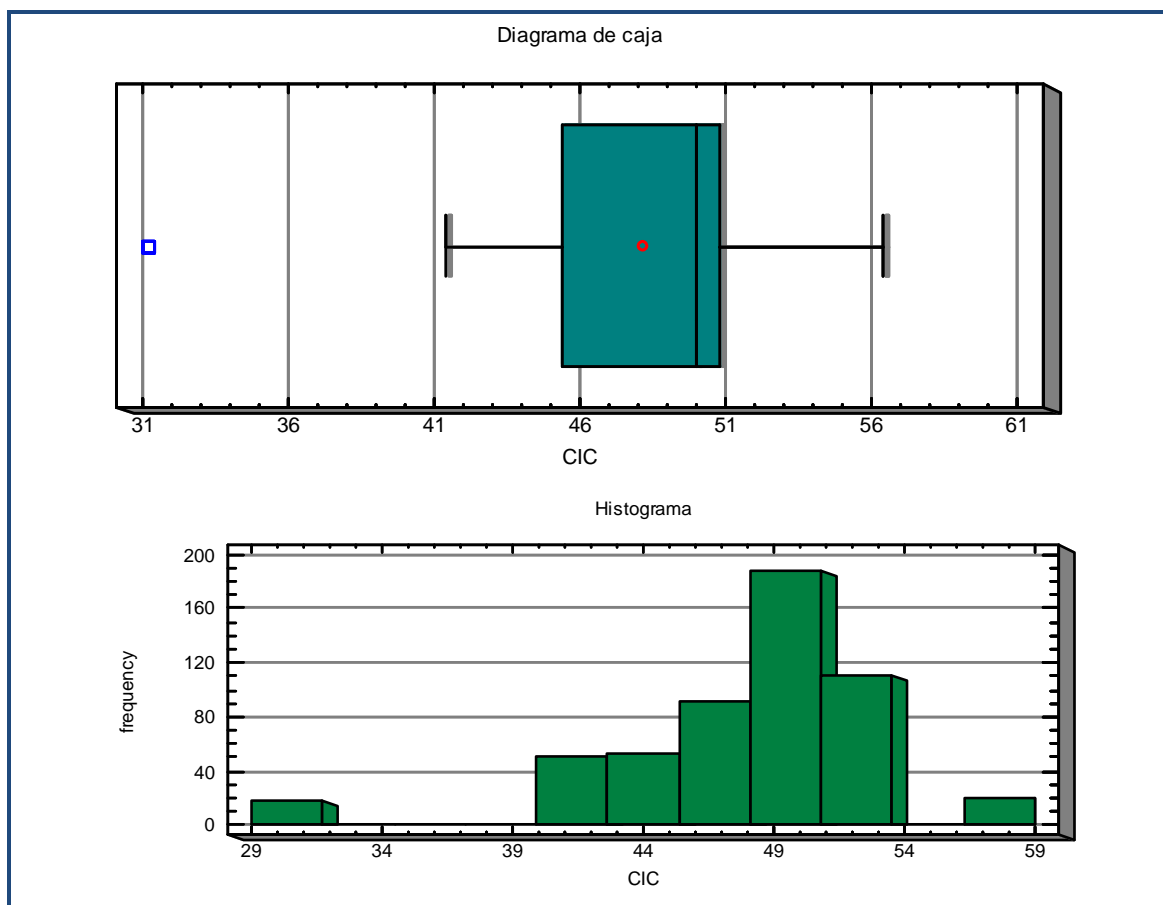
Los valores de los principales estadísticos descriptivos para la C.I.C., se muestran en la tabla 4.16.

TABLA 4.16 Estadísticos descriptivos para C.I.C.

C.I.C.	Media	48,16	
	Intervalo de confianza para la media al 95%	Límite inferior	47,73
		Límite superior	48,60
	Media recortada al 5%	48,53	
	Mediana	50,00	
	Varianza	25,782	
	Desv. típ.	5,078	
	Mínimo	31	
	Máximo	56	
	Rango	25	
	Amplitud intercuartil	5	
	Asimetría	-1,261	
	Curtosis	2,274	
	Coef. De variación	10,54	

Los datos presentados en esta tabla indican un coeficiente de variación bajo con un valor de 10,54; la media y la mediana se encuentran muy próximos, y la distribución de los datos presenta asimetría negativa con un valor de -1,261. En el gráfico 4.16 presentado a continuación se presentan el diagrama de caja y el histograma para una mejor visualización de la estructura de los datos.

GRÁFICO 4.16 Diagrama de caja e histograma para C.I.C.



El gráfico 4.16 muestra valores atípicos de C.I.C con cantidades menores que 30 meq/100g, se decidió no eliminarlos porque pertenecían a suelos con poco contenido de materia orgánica y bajísimas concentraciones de arcilla, lo que incide directamente en los valores de C.I.C.

4.1.4.3.2 Análisis estructural para C.I.C.

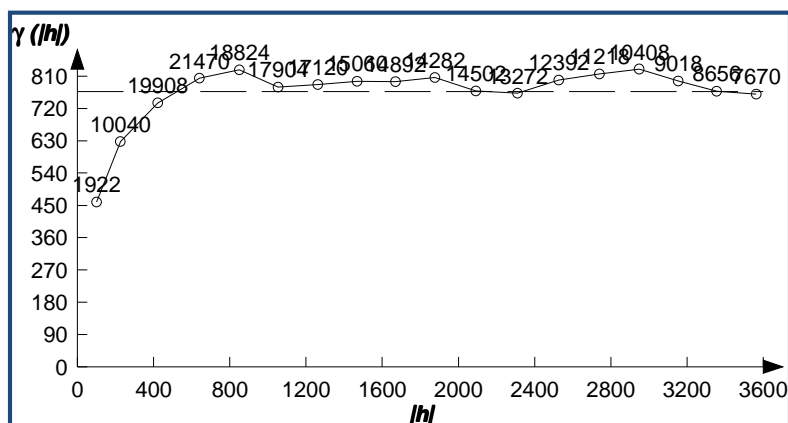
La tabla 4.17 muestra los valores del variograma experimental para C.I.C. así como el número de pares para cada valor de la distancia y el valor del variograma calculado.

TABLA 4.17 Valores del semivariograma experimental para C.I.C.

Vario2D with PCF				
File Edit Data Settings... Calculate Options Graph Windows Help				
"CIC" omnidireccional				
Direction: 0		Angular tolerance: 90		Maximum BW:
Data variance: 7.66912e+02				
Lag	NPairs	Mean h	Variogram	Std. Variogram
0	1922	1.00000e+02	4.59131e+02	6.02212e-01
1	10040	2.25632e+02	6.27610e+02	8.22601e-01
2	19908	4.22395e+02	7.35319e+02	9.51097e-01
3	21470	6.41458e+02	8.04160e+02	1.01063e+00
4	18824	8.50759e+02	8.27834e+02	1.03441e+00
5	17904	1.05282e+03	7.79155e+02	9.82822e-01
6	17120	1.26287e+03	7.86663e+02	9.97888e-01
7	15060	1.46851e+03	7.95785e+02	1.01268e+00
8	14892	1.66962e+03	7.95089e+02	1.01642e+00
9	14282	1.87636e+03	8.06140e+02	1.02844e+00
10	14502	2.09170e+03	7.68445e+02	9.84392e-01
11	13272	2.31054e+03	7.62763e+02	9.81023e-01
12	12392	2.52688e+03	7.99092e+02	1.01814e+00
13	11218	2.74007e+03	8.16331e+02	1.04634e+00
14	10408	2.94991e+03	8.29507e+02	1.06685e+00
15	9018	3.15440e+03	7.96475e+02	1.04465e+00
16	8656	3.35679e+03	7.68225e+02	1.02135e+00
17	7670	3.56377e+03	7.60089e+02	1.04751e+00

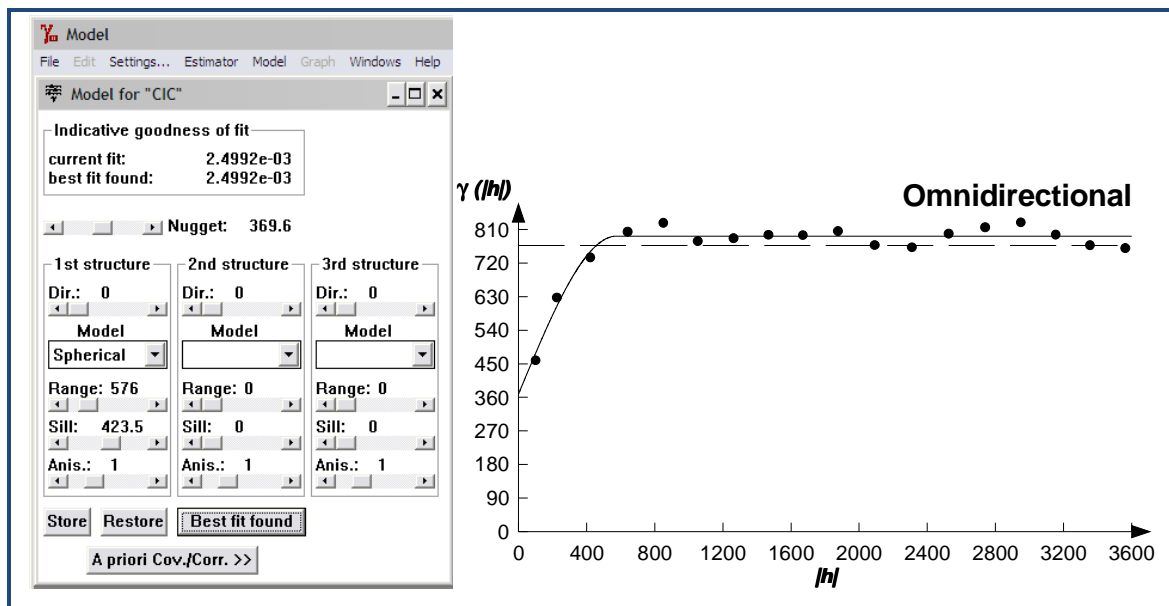
El semivariograma experimental se presenta en el gráfico 4.17, el valor de la varianza total es de 766,9 representada mediante la línea entrecortada; el número de pares determinados para cada valor de distancia, encontrándose que el mayor número de pares se encuentra en el lag número 3 con un total de 21470, como puede observarse este semivariograma presenta un modelo acotado con un valor de rango relativamente pequeño.

GRÁFICO 4.17 Semivariograma experimental para C.I.C.



El modelo teórico del semivariograma que más se ajusta es el esférico con el valor índice de la bondad de ajuste de 0,002 que muestra una aproximación bastante buena del semivariograma experimental; el valor del efecto pepita es de 369,6; con un valor de meseta de 21,7568 y rango de 576.

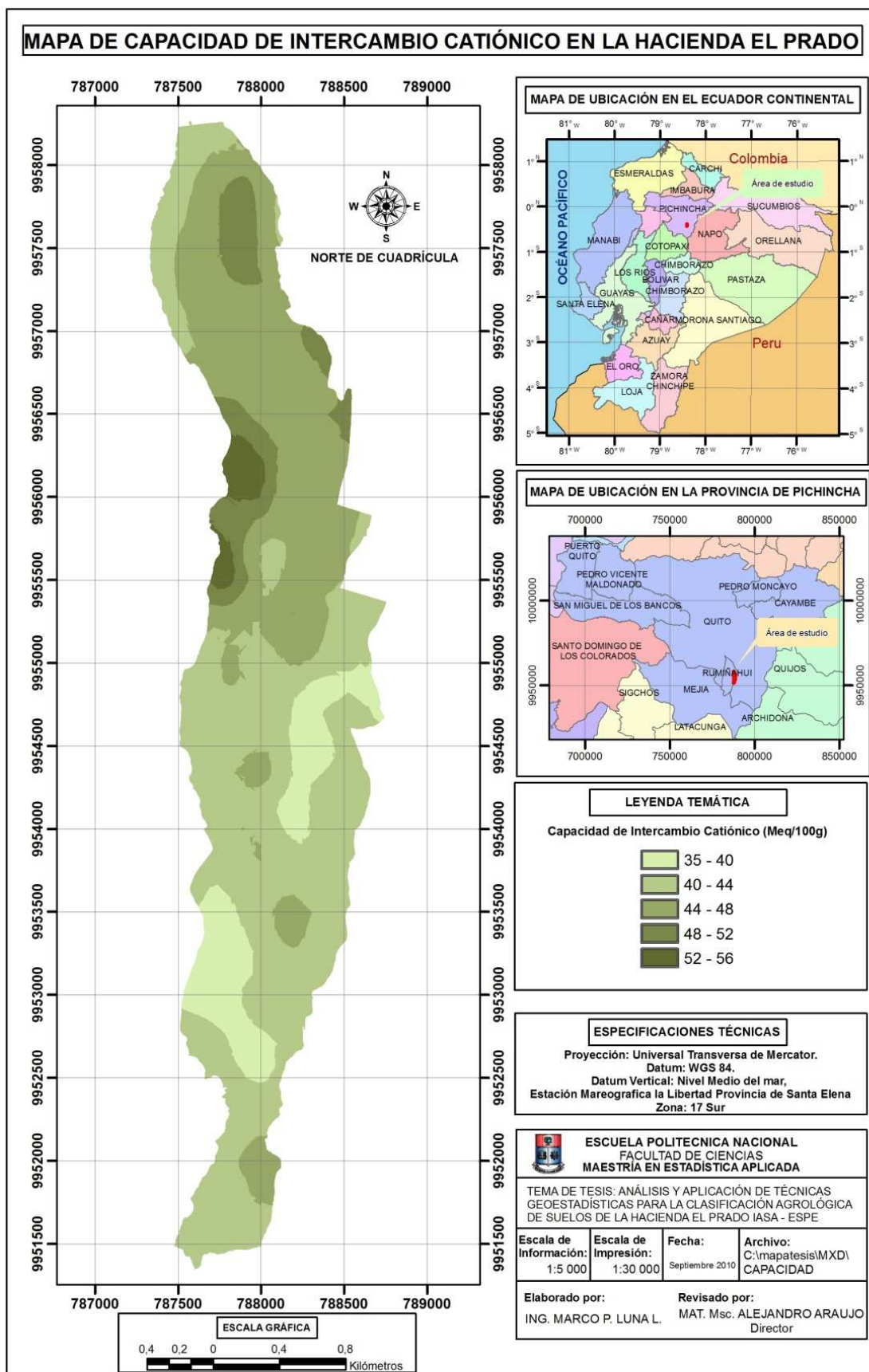
GRÁFICO 4.18 Modelo teórico del semivariograma para C.I.C



4.1.4.3.3 Predicción espacial para C.I.C

Los valores estimados para C.I.C. se muestran en el mapa 4.6, que indica la variabilidad espacial de C.I.C, se observa que los valores altos de la capacidad de intercambio catiónico se encuentran en muy pocas áreas de los suelos de la hacienda El Prado, especialmente en la parte central junto al río Pinllocoto, valores intermedios se encuentran desde el centro hasta la parte norte de la hacienda mientras que los valores bajos se dan desde la parte central hacia el sur de la hacienda.

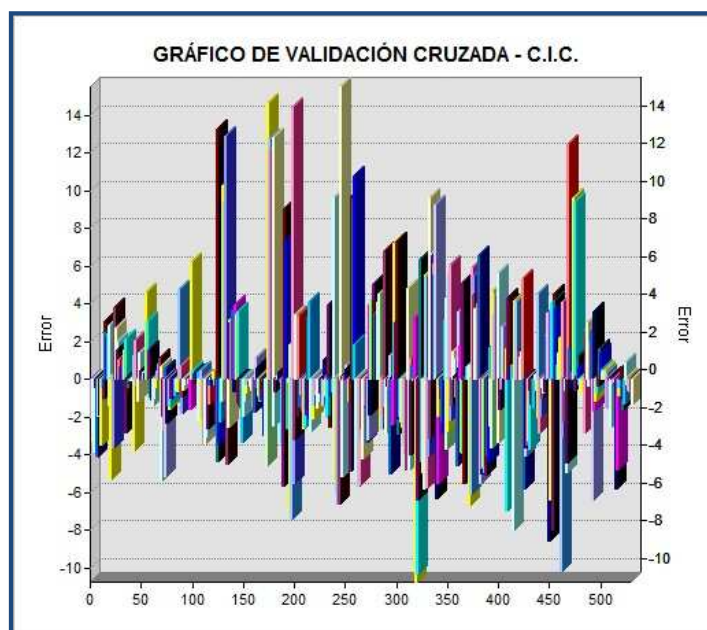
MAPA 4.6 Mapa de la variabilidad de C.I.C



4.1.4.3.4 Validación cruzada para C.I.C.

Los estadísticos de los errores determinados se presentan en la tabla 4.18 mientras que su representación se indica en el gráfico 4.19, este nos muestra una buena estimación, con un valor medio para el error de -0,0291.

GRAFICO 4.19 Validación cruzada para C.I.C.



Este gráfico nos muestra que existen pocos valores con errores de predicción altos, esos valores corresponden básicamente a puntos muestreados con valores atípicos; en este caso no se eliminaron estos valores fueron confirmados nuevamente con verificación en campo.

TABLA 4.18 Estadísticos de los errores determinados mediante la validación cruzada para C.I.C

CIC	
Media:	-0,0291
Error estándar de la Media:	3,884
Media estandarizada:	-0,005997
Raíz Media Cuadrática Estandarizada:	0,9892

4.1.4.4 Análisis geoestadístico para la variable humedad equivalente (HE)

4.1.4.4.1 Análisis exploratorio de datos para la humedad equivalente

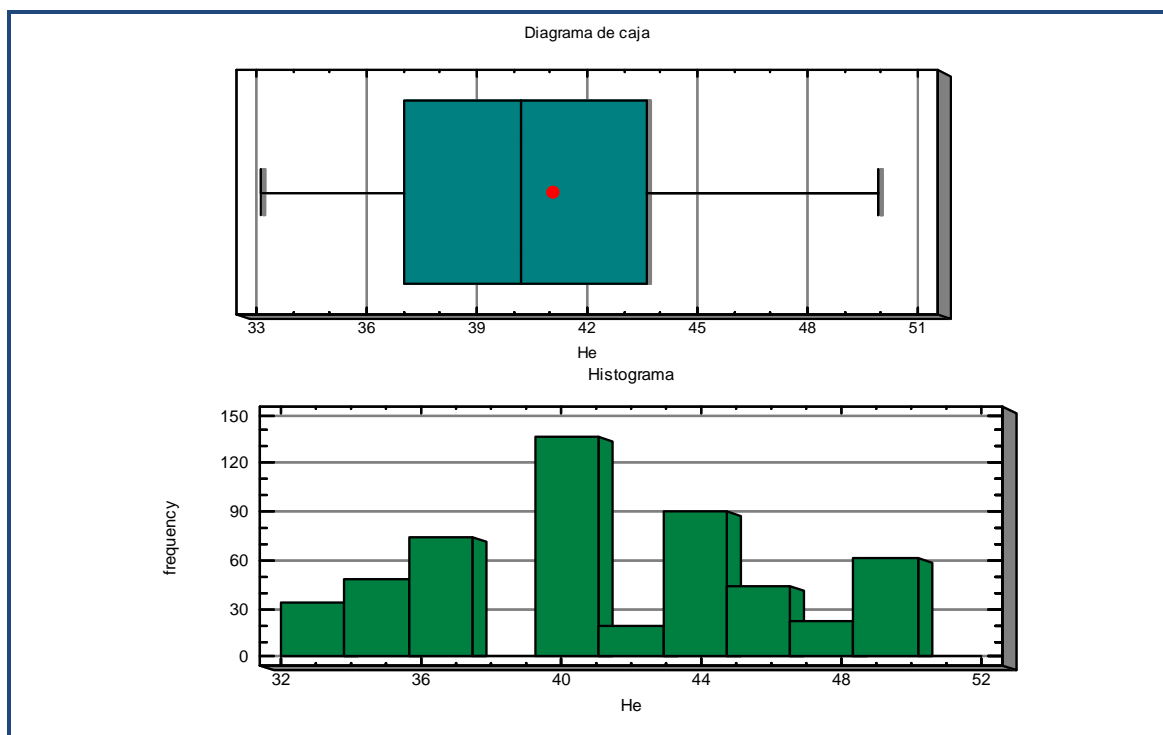
La tabla 4.19 muestra los principales estadísticos descriptivos de la humedad equivalente.

TABLA 4.19 Estadísticos descriptivos para la humedad equivalente

H _e	Media	41,13	
	Intervalo de confianza para la media al 95%	Límite inferior	40,70
		Límite superior	41,56
	Media recortada al 5%	41,08	
	Mediana	40,21	
	Varianza	25,263	
	Desv. típ.	5,026	
	Mínimo	33	
	Máximo	50	
	Rango	17	
	Amplitud intercuartil	7	
	Asimetría	,149	
	Curtosis	-,957	
	Coef. De variación	12,22%	

Los datos en esta tabla presentan valores cercanos entre la media y la mediana, con una distribución casi simétrica con un valor de asimetría de 0,149 y un coeficiente de variación de 12,22 % considerado como bajo. Para ayudar a visualizar mejor la distribución de estos datos se presentan el diagrama de caja y el histograma con su respectiva tabla de frecuencias.

GRÁFICO 4.20 Diagrama de caja e histograma para la humedad equivalente



4.1.4.4.2 Análisis estructural para la humedad equivalente.

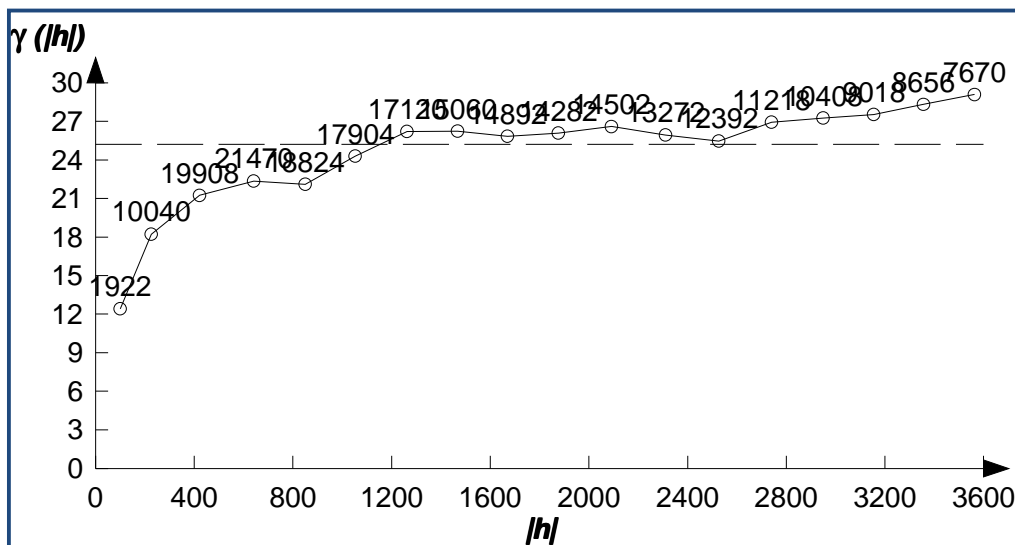
La distribución de los valores de la humedad equivalente generó un semivariograma experimental cuyos datos se encuentran en la tabla 4.20.

TABLA 4.20 Valores del semivariograma experimental para la humedad equivalente

Vario2D with PCF				
File Edit Data Settings... Calculate Options Graph Windows Help				
"HE" omnidirectional				
Direction:	0	Angular tolerance:	90	Maximum BW:
Data variance:	2.52158e+01			
Lag	NPairs	Mean h	Variogram	Std. Variogram
0	1922	1.00000e+02	1.24096e+01	4.92819e-01
1	10040	2.25632e+02	1.82150e+01	7.28589e-01
2	19908	4.22395e+02	2.12379e+01	8.73906e-01
3	21470	6.41458e+02	2.23512e+01	9.53253e-01
4	18824	8.50759e+02	2.20993e+01	9.51076e-01
5	17904	1.05282e+03	2.42843e+01	1.00667e+00
6	17120	1.26287e+03	2.62131e+01	1.06800e+00
7	15060	1.46851e+03	2.62403e+01	1.04806e+00
8	14892	1.66962e+03	2.58446e+01	1.02729e+00
9	14282	1.87636e+03	2.60865e+01	1.03299e+00
10	14502	2.09170e+03	2.65876e+01	1.04950e+00
11	13272	2.31054e+03	2.59365e+01	1.03769e+00
12	12392	2.52688e+03	2.54765e+01	1.03198e+00
13	11218	2.74007e+03	2.69254e+01	1.09030e+00
14	10408	2.94991e+03	2.72533e+01	1.10634e+00
15	9018	3.15440e+03	2.75284e+01	1.10481e+00
16	8656	3.35679e+03	2.83125e+01	1.13163e+00
17	7670	3.56377e+03	2.90841e+01	1.16462e+00

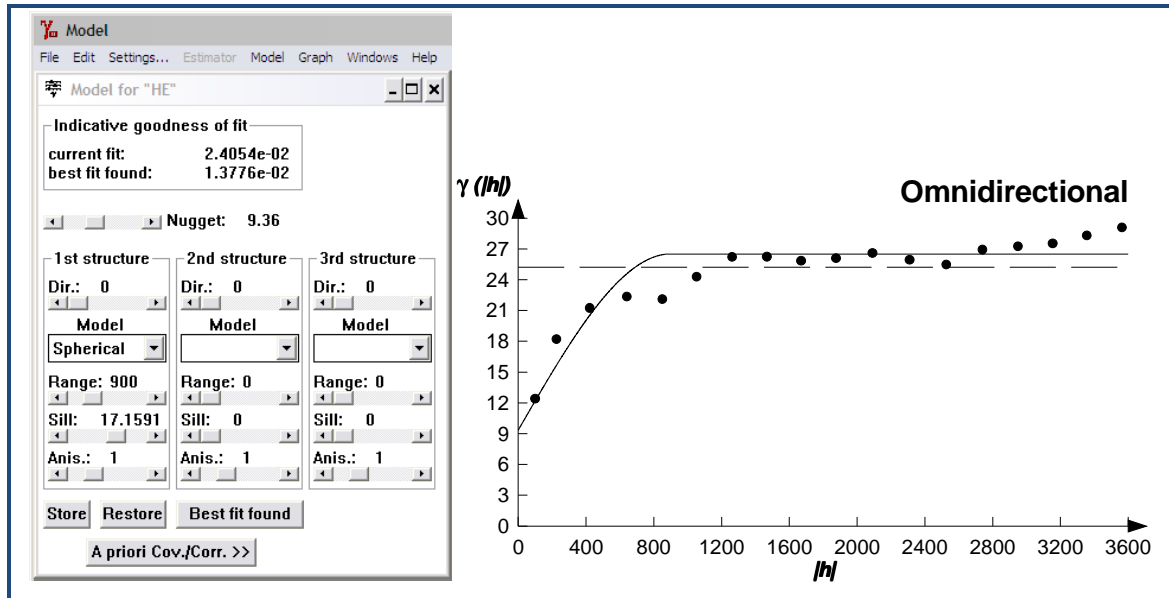
El gráfico 4.21 presenta el semivariograma experimental para la humedad equivalente, la línea entrecortada indica un valor de varianza total de 25,2, como puede observarse este semivariograma presenta un modelo acotado, excepto para los últimos valores de distancia, el cual tiende a aumentar.

GRÁFICO 4.21 Semivariograma experimental para la humedad equivalente



El modelo teórico del variograma que más se ajusta a este variograma experimental es el modelo esférico con un valor de rango de 900, efecto pepita de 9,36 y una meseta de 17,1591, el valor del índice de bondad de ajuste es de 0,024, como puede apreciarse en el gráfico 4.22 existe un mejor valor de ajuste encontrado, pero este se generó cuando el valor del efecto pepita fue superior al 60% del valor de la meseta lo que nos llevaría a grandes errores en las estimaciones, por tal motivo se procedió a escoger un modelo con un efecto pepita más pequeño.

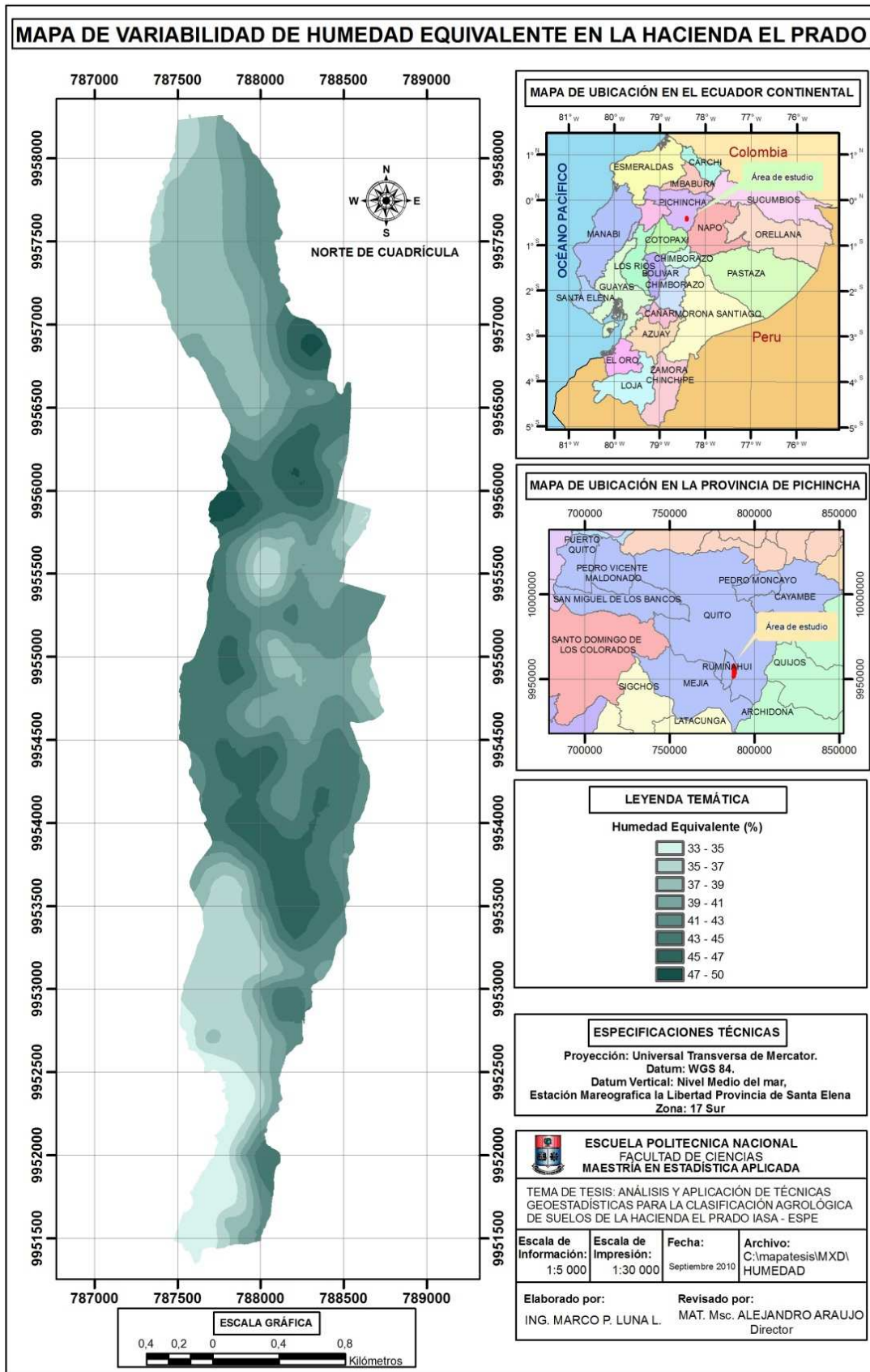
GRÁFICO 4.22 Modelo teórico del semivariograma para la humedad equivalente



4.1.4.4.3 Predicción espacial para la humedad equivalente

La variabilidad espacial de la humedad equivalente en los terrenos de la hacienda El Prado se indican en el mapa 4.7, que nos muestra valores altos para zonas ubicadas en la parte central de la hacienda, con pequeñas manchas dentro de estas que corresponden a colinas o elevaciones, valores intermedios de humedad equivalente la encontramos en la parte norte, mientras en la parte sur occidental encontramos los valores más bajos.

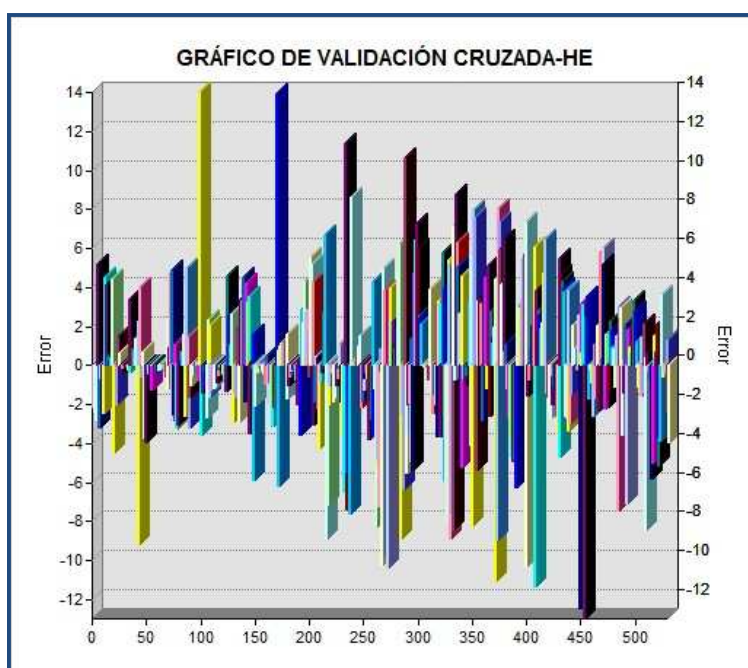
MAPA 4.7 Mapa de la variabilidad de la humedad equivalente



4.1.4.4 Validación cruzada para la humedad equivalente

Los valores de los errores de la validación cruzada se muestran en el gráfico 4.23, y sus respectivos estadísticos en la tabla 4.21, existen valores de errores relativamente grandes tanto positivos como negativos pero una pequeñísima proporción, el valor medio para el error de esta validación es de -0,002.

GRAFICO 4.23 Validación cruzada para la humedad equivalente



Se observan pocos valores con errores de predicción altos, lo que significa que la predicción es bastante buena, esto también se lo puede corroborar con los valores de la tabla 4.26 en donde se presenta una media estandarizada bajísima y raíz media cuadrática estandarizada cercana a la unidad.

TABLA 4.21 Estadísticos de los errores determinados mediante la validación cruzada para la humedad equivalente

He	
Media :	-0,002528
Error estándar de la media:	3,629
Media estandarizada:	-0,0002424
Raíz Media Cuadrática Estandarizada:	1,002

4.1.4.5 Análisis geoestadístico para la variable potasio asimilable (K-as)

4.1.4.5.1 Análisis exploratorio de datos para el potasio asimilable

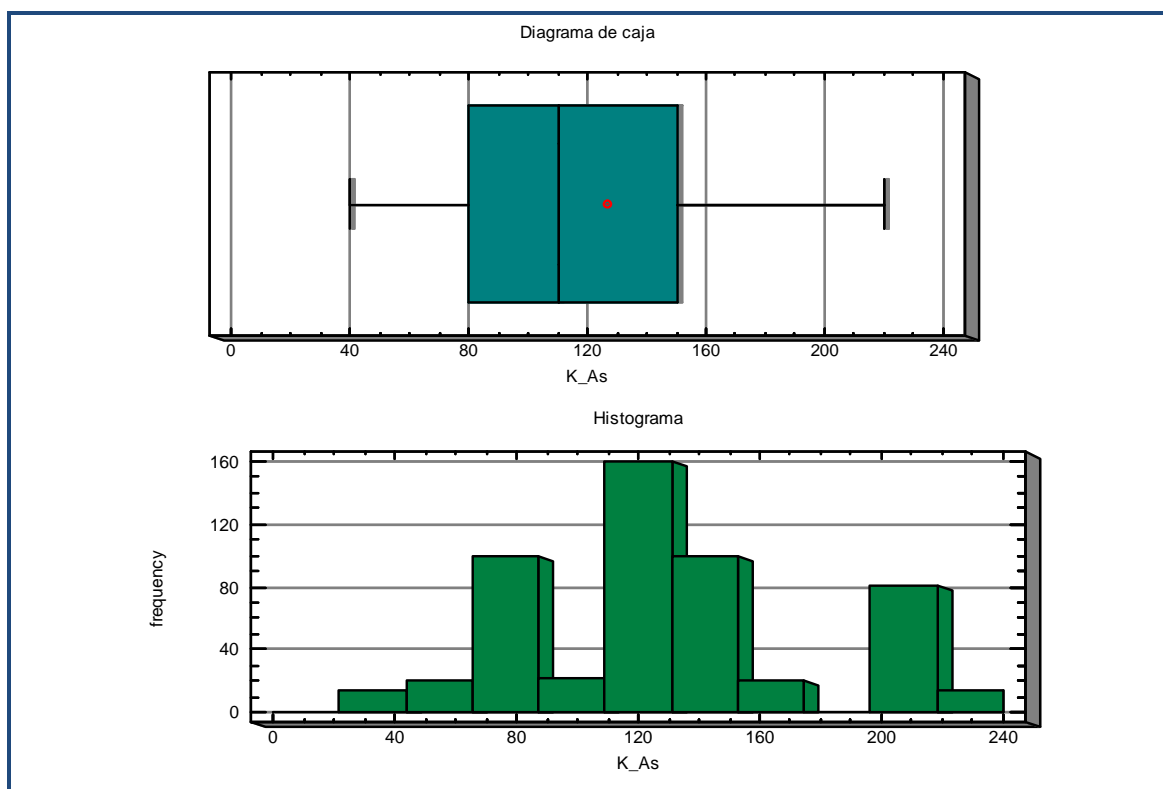
Los datos del potasio asimilable presentan en la tabla 4.22 los siguientes estadísticos descriptivos.

TABLA 4.22 Estadísticos descriptivos para K_as

K_as	Media	127,50	
	Intervalo de confianza para la media al 95%	Límite inferior	123,43
		Límite superior	131,56
	Media recortada al 5%	127,24	
	Mediana	110,00	
	Varianza	2275,035	
	Desv. típ.	47,697	
	Mínimo	40	
	Máximo	220	
	Rango	180	
	Amplitud intercuartil	70	
	Asimetría	,263	
	Curtosis	-,779	
	Corf. De variación	37,41%	

Estos valores muestran una distribución casi simétrica, pero con gran coeficiente de variación de 37,41 % considerado como muy alto, los valores de la media y la mediana no se encuentran próximos; resalta además el valor de la desviación estándar con un valor de 47,697 superior al mínimo valor de este conjunto de datos. Se aprecia mejor esta distribución mediante el histograma y su respectiva tabla de frecuencia y el diagrama de caja, mostrados a continuación.

GRÁFICO 4.24 Diagrama de caja e histograma para potasio asimilable



4.1.4.5.2 Análisis estructural para el potasio asimilable.

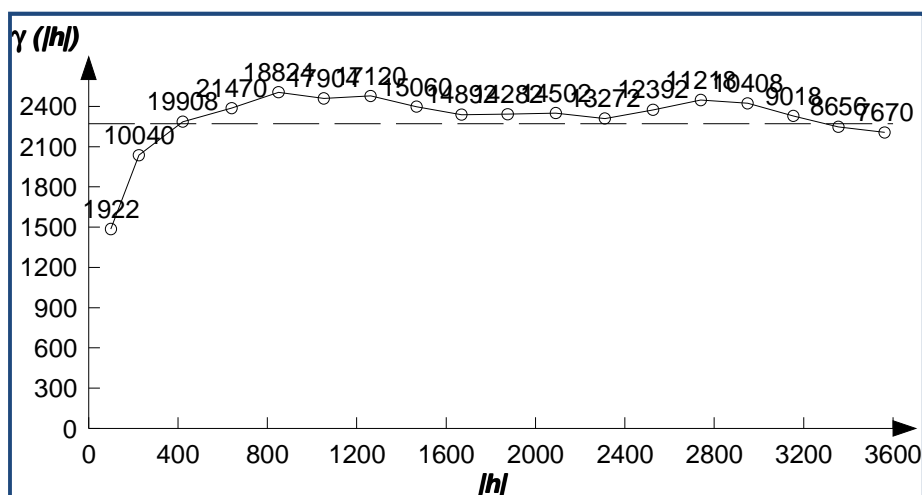
Los datos del semivariograma experimental generado por distribución de los valores de potasio asimilable se presentan en la tabla 4.23.

TABLA 4.23 Valores del semivariograma experimental para el potasio asimilable

Vario2D with PCF				
File Edit Data Settings... Calculate Options Graph Windows Help				
"K_AS" omnidirectional				
Direction: 0	Angular tolerance: 90		Maximum BW:	
Data variance: 2.27075e+03				
Lag	NPairs	Mean h	Variogram	Std. Variogram
0	1922	1.00000e+02	1.48559e+03	6.51656e-01
1	10040	2.25632e+02	2.03536e+03	8.94716e-01
2	19908	4.22395e+02	2.28509e+03	9.88448e-01
3	21470	6.41458e+02	2.38567e+03	9.90091e-01
4	18824	8.50759e+02	2.50520e+03	1.01469e+00
5	17904	1.05282e+03	2.45845e+03	1.01050e+00
6	17120	1.26287e+03	2.47697e+03	1.02997e+00
7	15060	1.46851e+03	2.39656e+03	1.00215e+00
8	14892	1.66962e+03	2.33879e+03	9.87508e-01
9	14282	1.87636e+03	2.34058e+03	9.91147e-01
10	14502	2.09170e+03	2.34903e+03	1.00040e+00
11	13272	2.31054e+03	2.30909e+03	9.91180e-01
12	12392	2.52688e+03	2.37467e+03	1.01491e+00
13	11218	2.74007e+03	2.44594e+03	1.06086e+00
14	10408	2.94991e+03	2.42145e+03	1.07316e+00
15	9018	3.15440e+03	2.32696e+03	1.06287e+00
16	8656	3.35679e+03	2.24657e+03	1.03568e+00
17	7670	3.56377e+03	2.20510e+03	1.03992e+00

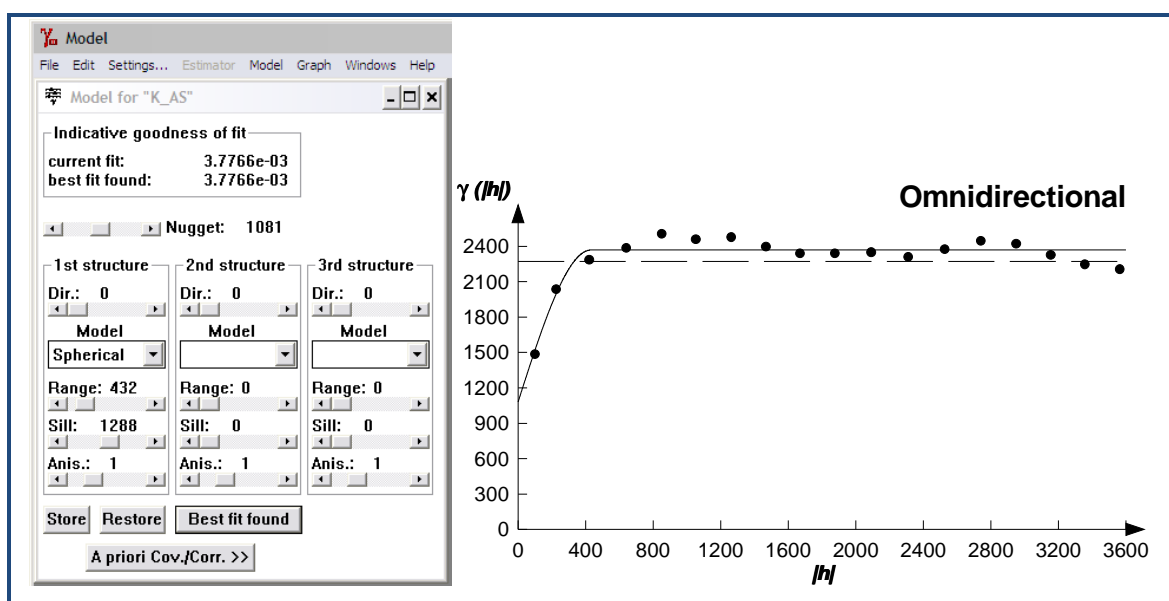
La representación del semivariograma experimental del potasio asimilable se muestra en el gráfico 4.25, presenta un modelo acotado con una estabilización desde valores a distancias cortas, la varianza de este variograma es de 227 representada con la línea entrecortada.

.GRÁFICO 4.25 Semivariograma experimental para el potasio asimilable



El gráfico 4.26 indica los valores de los parámetros del modelo teórico generado siendo este un modelo esférico con valores de efecto pepita de 1081, meseta de 1288 y rango 1288, el valor del ajuste es muy bueno con un índice de 0,003 pero con un valor de efecto pepita demasiado alto, para este caso no se pudo mejorar el valor del efecto pepita por la estructura misma de los datos.

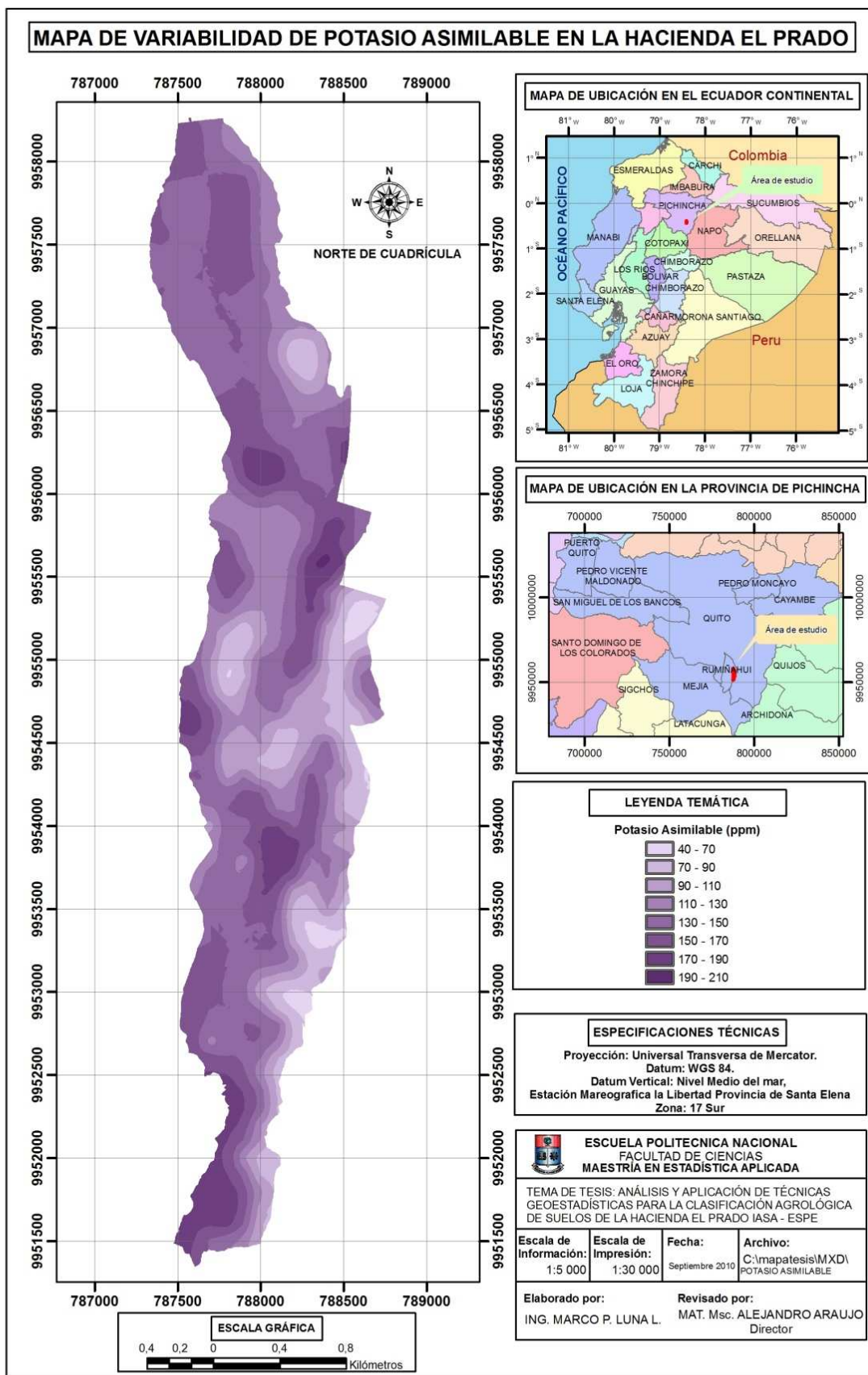
GRÁFICO 4.26 Modelo teórico del semivariograma para el potasio asimilable



4.1.4.5.3 Predicción espacial para el potasio asimilable

El mapa 4.8 presenta los valores estimados del potasio asimilable, los cuales muestran una variabilidad muy marcada dentro de los terrenos de la hacienda.

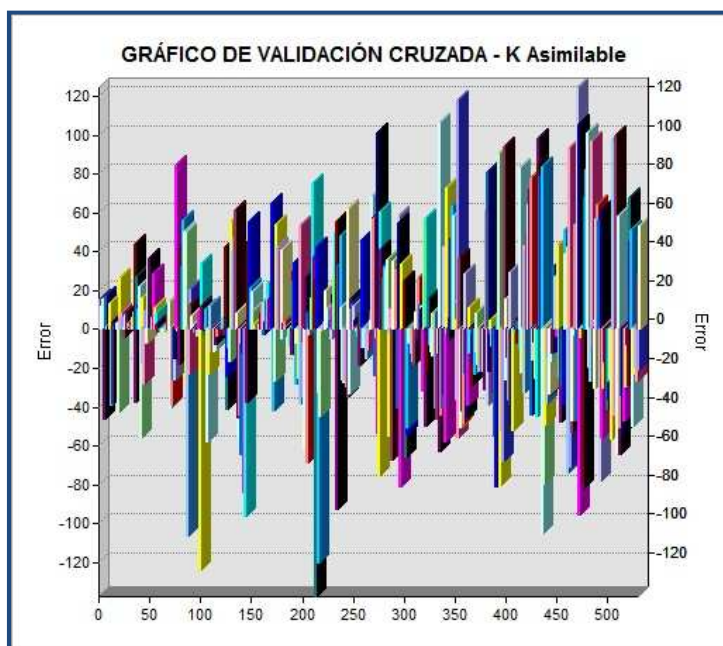
MAPA 4.8 Mapa de la variabilidad del potasio asimilable



4.1.4.5.4 Validación cruzada para el potasio asimilable

La representación de los errores de la validación cruzada de la estimación de la variabilidad del potasio asimilable se muestra en el gráfico 4.27, se aprecia una cantidad moderada de puntos con errores relativamente altos, la tabla 4.30 muestra los estadísticos de estos errores con un valor medio de -0,19.

GRAFICO 4.27 Validación cruzada para el potasio asimilable



Los estadísticos de los errores de la tabla 4.24 muestran que hay una buena predicción de los valores de potasio asimilable; sin embargo, en el gráfico validación cruzada para esta variable muestra errores de predicción muy altos en ciertos puntos, esto se debe principalmente a que se tiene un coeficiente de variación de 37,41% considerado como muy alto.

TABLA 4.24 Estadísticos de los errores determinados mediante la validación cruzada para el potasio asimilable

K_as	
Media:	-0,1998
Error estándar de la media:	40,66
Media estandarizada:	-0,003771
Raíz Media Cuadrática Estandarizada:	0,9902

4.1.4.6 Análisis geoestadístico para la variable potasio (K)

4.1.4.6.1 Análisis exploratorio de datos para el potasio

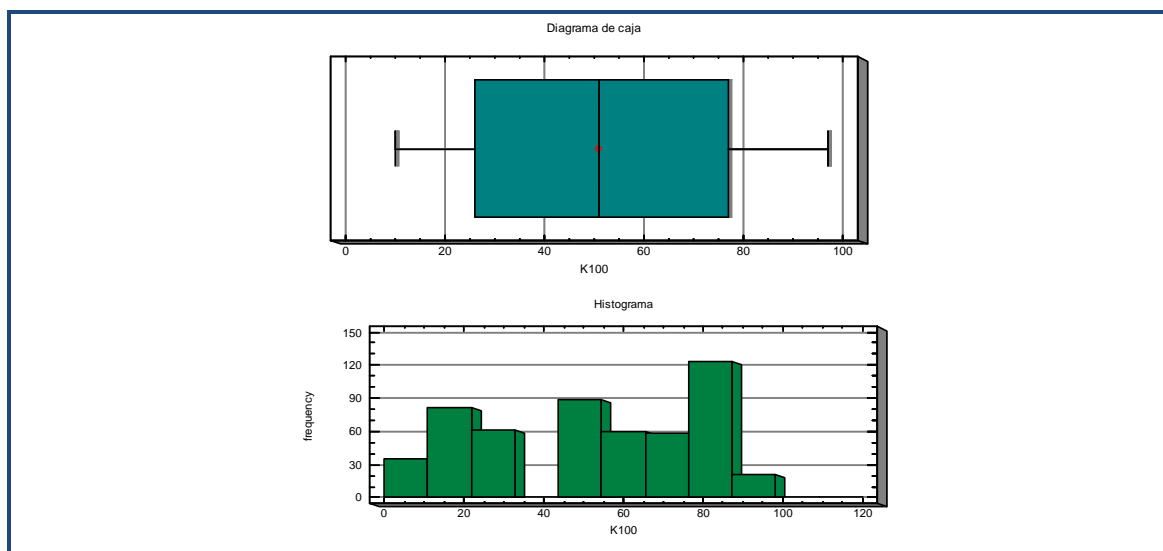
A continuación se presentan los principales estadísticos descriptivos del potasio.

TABLA 4.25 Estadísticos descriptivos para el potasio

K100	Media		51,07
	Intervalo de confianza para la media al 95%	Límite inferior	48,94
		Límite superior	53,21
	Media recortada al 5%		50,98
	Mediana		51,00
	Varianza		625,940
	Desv. típ.		25,019
	Mínimo		10
	Máximo		97
	Rango		87
	Amplitud intercuartil		51
	Asimetría		-,056
	Curtosis		-1,204
	Coef. de variación		48,98%

El valor que resalta a la vista en este conjunto de datos es el valor del coeficiente de variación considerado como muy alto y a su vez su distribución casi simétrica, con un valor de asimetría de -0,056, la media y la mediana tienen prácticamente el mismo valor 51,07 y 51 respectivamente. A través del histograma y diagrama de caja podemos observar la distribución de estos datos, donde se muestra una clase que no tiene valores, correspondiente a la clase 4 de la distribución de frecuencias, comprendido entre los valores de 32,7 y 43,6.

GRÁFICO 4.28 Diagrama de caja e histograma para el potasio



4.1.4.6.2 Análisis estructural para el potasio

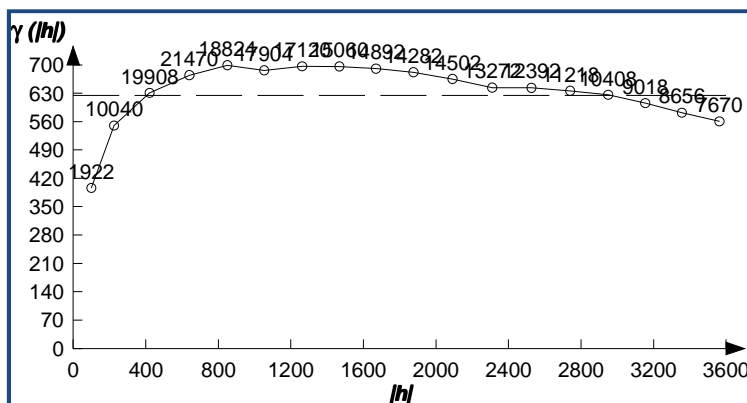
La tabla 4.26 muestra los valores del semivariograma experimental, así como la varianza cuyo valor es de 624,7.

TABLA 4.26 Valores del semivariograma experimental para el potasio

Vario2D with PCF				
File Edit Data Settings... Calculate Options Graph Windows Help				
K: "K*100" omnidirectional				
Direction: 0		Angular tolerance: 90		Maximum BW:
Data variance: 6.24761e+02				
Lag	NPairs	Mean h	Variogram	Std. Variogram
0	1922	1.00000e+02	3.95872e+02	6.20741e-01
1	10040	2.25632e+02	5.50152e+02	8.49800e-01
2	19908	4.22395e+02	6.30678e+02	9.48565e-01
3	21470	6.41458e+02	6.74381e+02	9.87029e-01
4	18824	8.50759e+02	6.99150e+02	1.02668e+00
5	17904	1.05282e+03	6.86137e+02	1.01626e+00
6	17120	1.26287e+03	6.96352e+02	1.03658e+00
7	15060	1.46851e+03	6.95881e+02	1.04111e+00
8	14892	1.66962e+03	6.90552e+02	1.04294e+00
9	14282	1.87636e+03	6.81514e+02	1.03732e+00
10	14502	2.09170e+03	6.64892e+02	1.01962e+00
11	13272	2.31054e+03	6.43442e+02	1.00265e+00
12	12392	2.52688e+03	6.43212e+02	1.00962e+00
13	11218	2.74007e+03	6.35624e+02	1.01298e+00
14	10408	2.94991e+03	6.25954e+02	1.01497e+00
15	9018	3.15440e+03	6.05345e+02	1.00772e+00
16	8656	3.35679e+03	5.81805e+02	9.89984e-01
17	7670	3.56377e+03	5.60378e+02	9.89774e-01

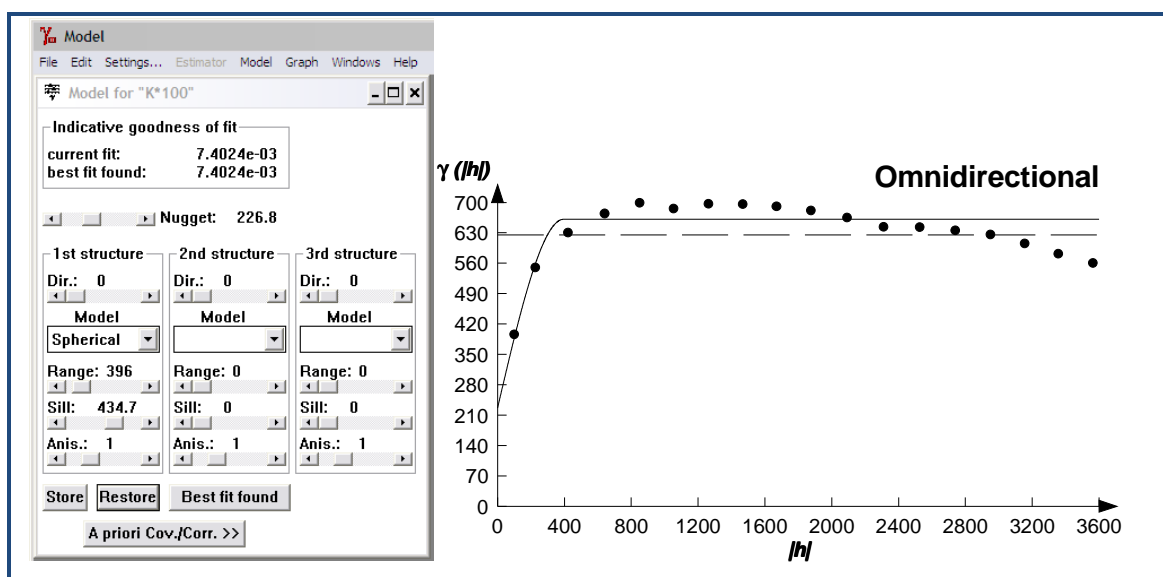
La representación gráfica de estos datos nos da el variograma experimental, el cual muestra presenta un modelo acotado con la disminución de sus valores para las distancias más largas.

GRÁFICO 4.29 Semivariograma experimental para el potasio



El modelo teórico correspondiente para este semivariograma experimental corresponde al modelo esférico con valores de efecto pepita de 226,8, una meseta con un valor de 434,7 y rango de 396, este modelo presenta un buen ajuste al variograma experimental debido a que el índice de ajuste es de 0,007.

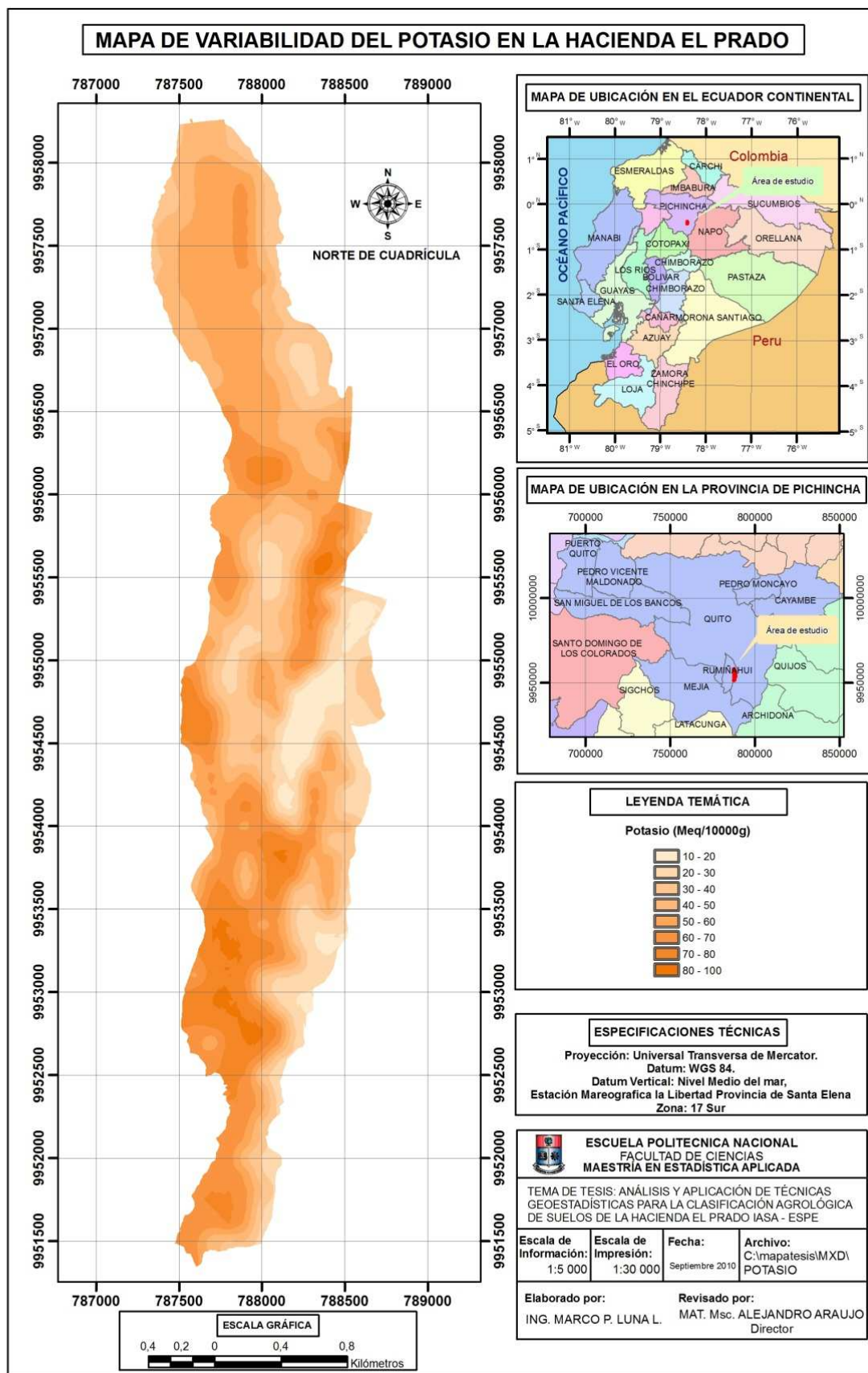
GRÁFICO 4.30 Modelo teórico del semivariograma para el potasio



4.1.4.6.3 Predicción espacial para el potasio

Se puede observar en el mapa 4.9 que los mayores valores de potasio se encuentran en la parte sur occidental del área en estudio, mientras que valores medios se visualizan en la parte sur de la hacienda y los valores más bajos de potasio en algunas zonas en la parte central hacia el oriente.

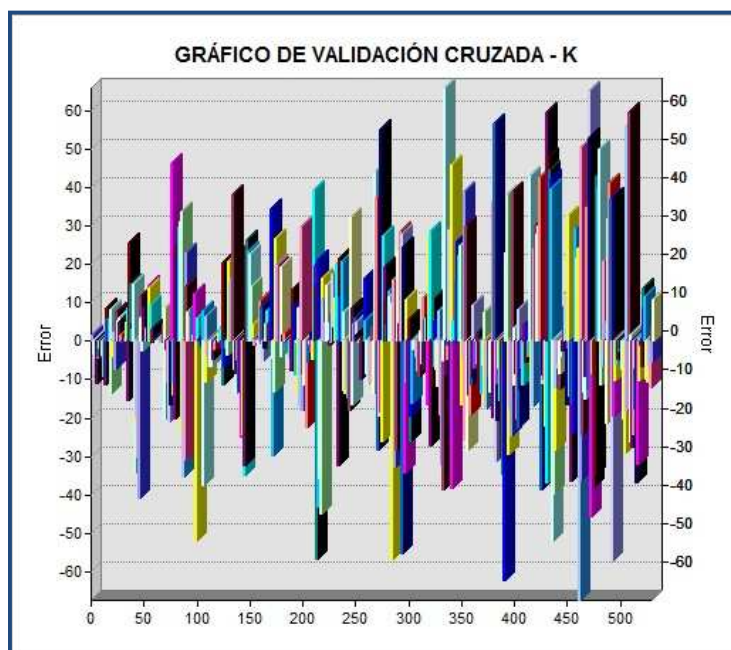
MAPA 4.9 Mapa de la variabilidad del potasio



4.1.4.6.4 Validación cruzada para el potasio

El gráfico que se presenta a continuación indica los valores de los errores para cada punto en la estimación de del valor del potasio, algunos puntos muestran errores relativamente grandes, en los estadísticos presentados en la tabla 4.27 se tiene que la media de los errores es -0,1856.

GRAFICO 4.31 Validación cruzada para el potasio



El gráfico 4.31 muestra errores de predicción altos para ciertos puntos debido especialmente a la variabilidad de los datos, teniendo esta variable un coeficiente de variación de 48,98% considerado muy alto; los valores de la tabla 4.34 indican que en general la predicción es buena.

TABLA 4.27 Estadísticos de los errores determinados mediante la validación cruzada para el potasio

K100	
Media:	-0,1856
Error estándar de la media:	20,38
Media estandarizada:	-0,00617
Raíz Media Cuadrática Estandarizada:	1,018

4.1.4.7 Análisis geoestadístico para la variable magnesio (Mg)

4.1.4.7.1 Análisis exploratorio de datos para el magnesio

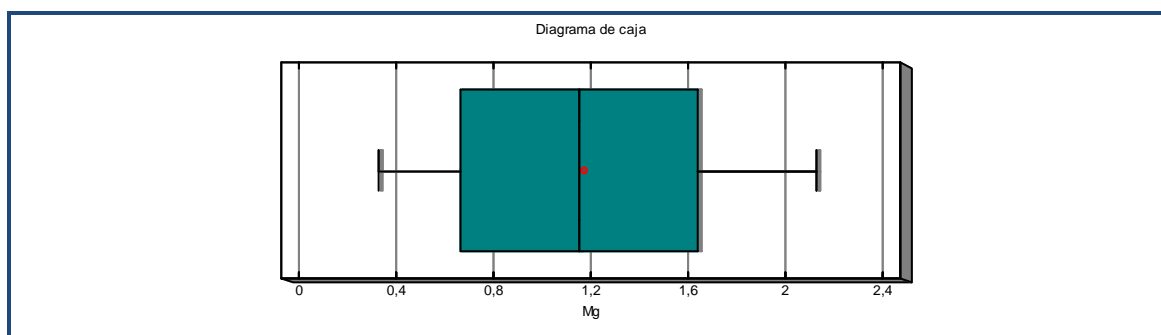
La tabla 4.28 presenta los estadísticos descriptivos de la variable magnesio.

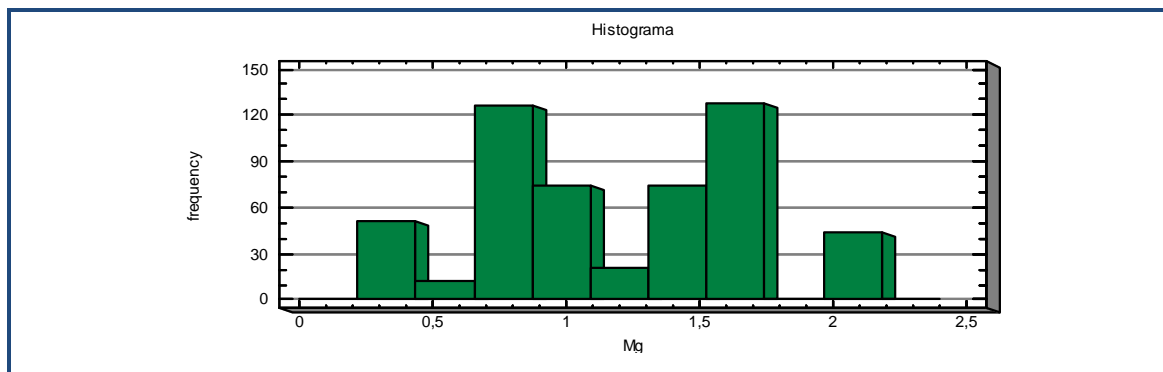
TABLA 4.28 Estadísticos descriptivos para el magnesio

Mg	Media		1,18
	Intervalo de confianza para la media al 95%	Límite inferior	1,13
		Límite superior	1,22
	Media recortada al 5%		1,17
	Mediana		1,15
	Varianza		,276
	Desv. típ.		,525
	Mínimo		0
	Máximo		2
	Rango		2
	Amplitud intercuartil		1
	Asimetría		,064
	Curtosis		-1,05
	Coef. De variación		44,6%

En esta tabla se puede observar que los valores presentan una distribución simétrica, con valores de media y median muy próximos y coeficiente de variación de 44,6% considerado como muy alto.

GRÁFICO 4.32 Diagrama de caja e histograma para el magnesio





4.1.4.7.2 Análisis estructural para el magnesio

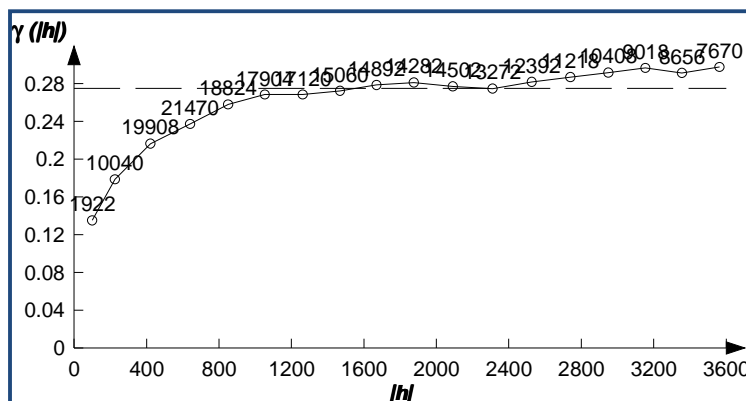
Los valores del semivariograma experimental se presentan en la tabla 4.29, el cual además presenta el valor de la varianza de 27,5.

TABLA 4.29 Valores del semivariograma experimental para el magnesio

Vario2D with PCF				
File Edit Data Settings... Calculate Options Graph Windows Help				
"Mg" omnidirectional				
Direction: 0	Angular tolerance: 90	Maximum BW:		
Data variance: 2.75062e-01				
Lag	NPairs	Mean h	Variogram	Std. Variogram
0	1922	1.00000e+02	1.35094e-01	4.99428e-01
1	10040	2.25632e+02	1.78629e-01	6.75838e-01
2	19908	4.22395e+02	2.16393e-01	8.14249e-01
3	21470	6.41458e+02	2.37244e-01	8.71663e-01
4	18824	8.50759e+02	2.57893e-01	9.26094e-01
5	17904	1.05282e+03	2.68344e-01	9.61938e-01
6	17120	1.26287e+03	2.68365e-01	9.85967e-01
7	15060	1.46851e+03	2.72429e-01	1.00698e+00
8	14892	1.66962e+03	2.78487e-01	1.04277e+00
9	14282	1.87636e+03	2.81127e-01	1.05415e+00
10	14502	2.09170e+03	2.77069e-01	1.03064e+00
11	13272	2.31054e+03	2.74634e-01	1.01319e+00
12	12392	2.52688e+03	2.81767e-01	1.03080e+00
13	11218	2.74007e+03	2.86876e-01	1.04004e+00
14	10408	2.94991e+03	2.91642e-01	1.04457e+00
15	9018	3.15440e+03	2.96487e-01	1.04622e+00
16	8656	3.35679e+03	2.91290e-01	1.02770e+00
17	7670	3.56377e+03	2.97573e-01	1.06702e+00

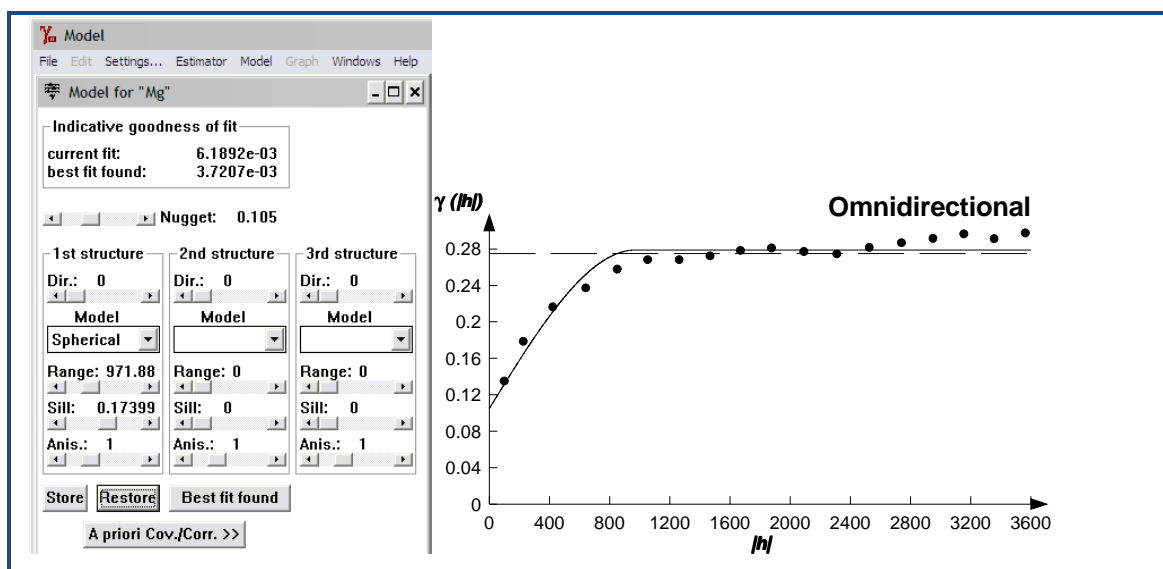
El semivariograma experimental resultante de la variable magnesio presenta un modelo acotado con pequeñísimos aumentos para distancias largas.

GRÁFICO 4.33 Semivariograma experimental para el magnesio



Este variograma se ajusta a un modelo teórico esférico con valores para el efecto pepita de 0,105; meseta 0,17399 y rango de 971,8, no se escogió el modelo con mejor índice de ajuste debido a que se aumentaba el valor del efecto pepita, que ya de por sí para este modelo se considera alto con respecto al valor de la meseta.

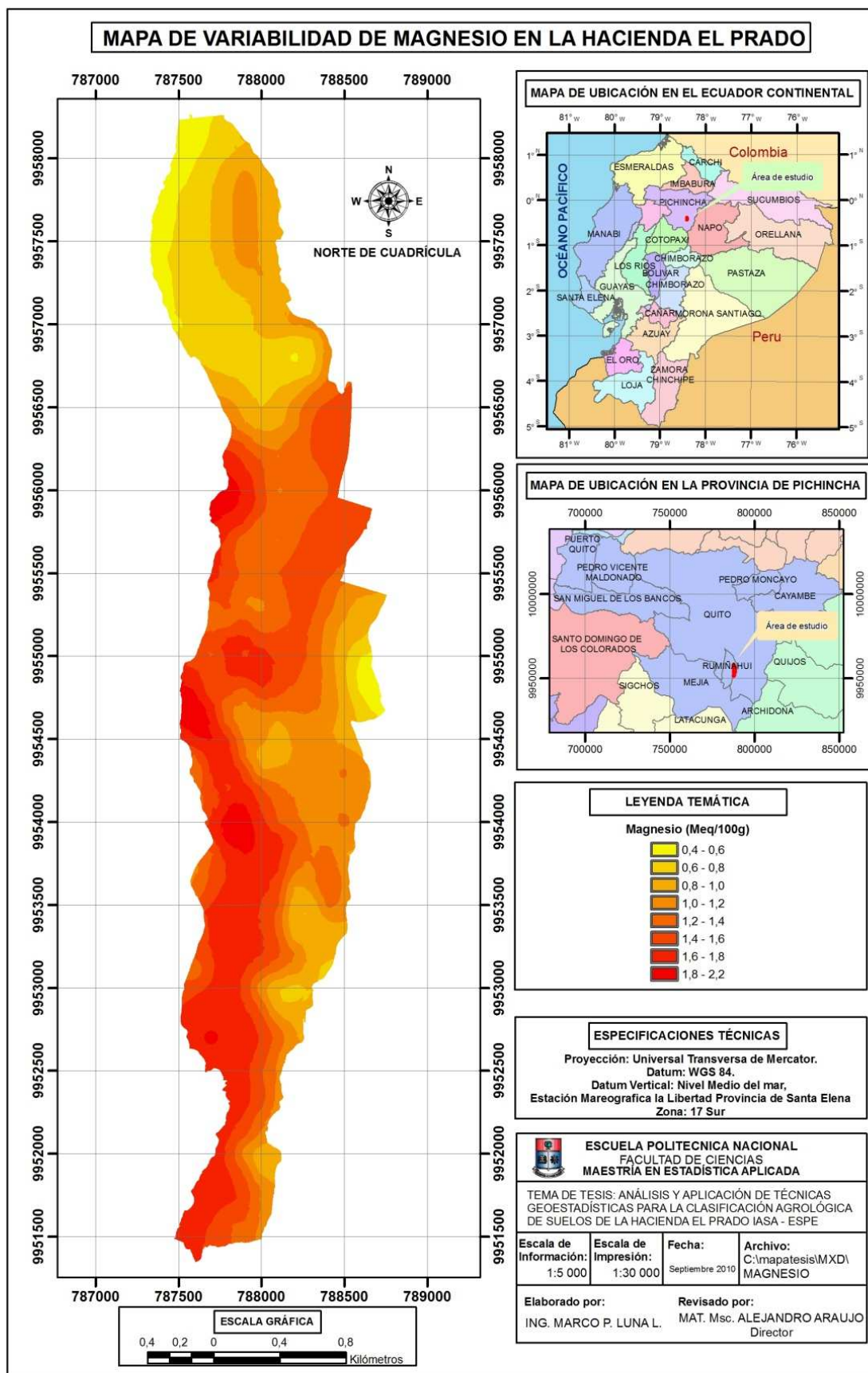
GRÁFICO 4.34 Modelo teórico del semivariograma para el magnesio



4.1.4.7.3 Predicción espacial para el magnesio

Para esta variable los valores más bajos se encuentran en la parte norte de la hacienda, valores intermedios en la parte sur oriental y central, mientras que los valores más altos de magnesio se encuentran en la parte centro occidental, evidenciándose zonas homogéneas bastante amplias.

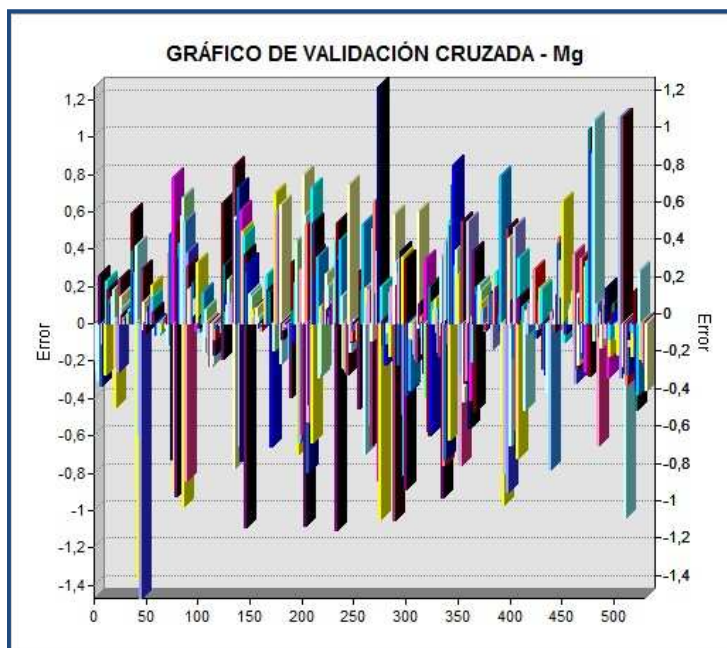
MAPA 4.10 Mapa de la variabilidad del magnesio



4.1.4.7.4 Validación cruzada para el magnesio

Los valores de los errores para la mayoría de los datos presentan una buena estimación a excepción de la muestra 50 que tiene un error de estimación bastante grande como lo indica el gráfico que se presenta a continuación.

GRAFICO 4.35 Validación cruzada para el magnesio



Los estadísticos de los errores de la tabla 4.30 muestran que hay una buena predicción de los valores de magnesio; sin embargo, en el gráfico validación cruzada para esta variable muestra errores de predicción muy altos en ciertos puntos, esto se debe principalmente a que se tiene un coeficiente de variación de 44,6% considerado como muy alto.

TABLA 4.30 Estadísticos de los errores determinados mediante la validación cruzada para el magnesio

Mg	
Media:	-0,002908
Error estándar de la media:	0,3773
Media estandarizada:	-0,005673
Raíz Media Cuadrática Estandarizada:	1,033

4.1.4.8 Análisis geoestadístico para la variable materia orgánica (MO)

4.1.4.8.1 Análisis exploratorio de datos para la materia orgánica

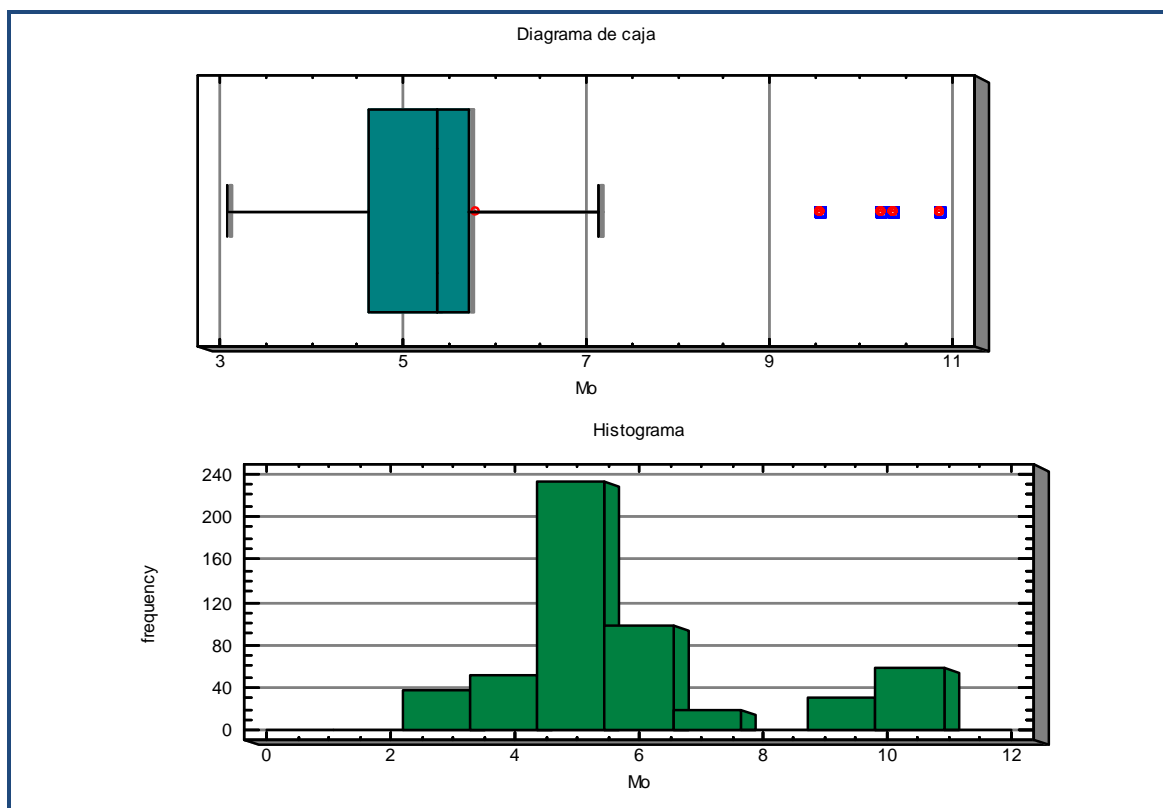
A continuación se presenta los estadísticos de la variable materia orgánica.

TABLA 4.31 Estadísticos descriptivos para la materia orgánica

MO	Media		5,81
	Intervalo de confianza para la media al 95%	Límite inferior	5,62
		Límite superior	5,99
	Media recortada al 5%		5,69
	Mediana		5,38
	Varianza		4,504
	Desv. típ.		2,122
	Mínimo		3
	Máximo		11
	Rango		8
	Amplitud intercuartil		1
	Asimetría		1
	Curtosis		0
	Coef. De variación		36,55%

Los valores de la materia orgánica presenta una asimetría debido a algunos valores atípicos, estos influyen para que el coeficiente de variación sea de 36,55% considerado como muy alto, cabe recalcar que estos valores se los verificó en campo antes de ser eliminados, pero se comprobó que los datos estaban correctos. Los valores de la media y mediana difieren muy poco.

GRÁFICO 4.36 Diagrama de caja e histograma para la materia orgánica



El gráfico 4.36 muestra valores atípicos altos de materia orgánica con porcentajes mayores al 9%, se hizo una verificación de campo y se comprobó que eran lugares en donde se depositaban los desechos orgánicos de la hacienda; por tanto, se decidió no eliminarlos y considerarlos dentro del análisis geoestadístico.

4.1.4.8.2 Análisis estructural para la materia orgánica

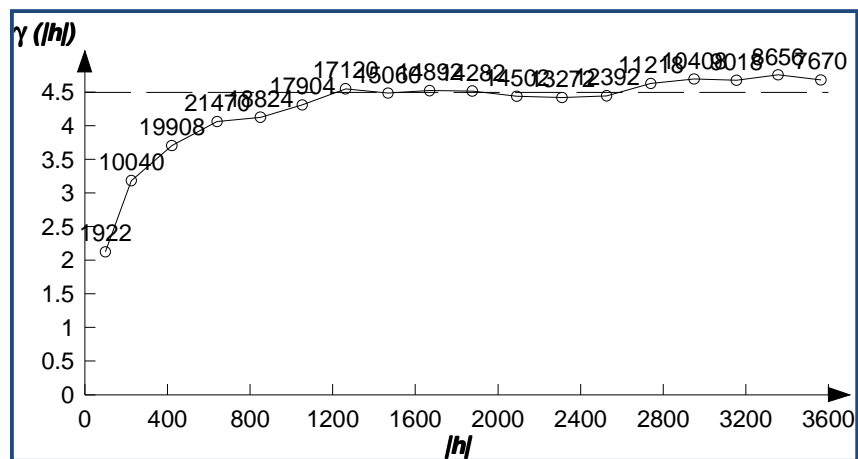
A continuación se presentan los valores del semivariograma experimental para la variable materia orgánica.

TABLA 4.32 Valores del semivariograma experimental para la materia orgánica

Vario2D with PCF						
File Edit Data Settings... Calculate Options Graph Windows Help						
"MO" omnidirectional						
Direction: 0	Angular tolerance: 90		Maximum BW: NA			
Data variance: 4.49578e+00						
Lag	NPairs	Mean [h]	Variogram	Std. Variogram	Covariance	Correlogram
0	1922	1.00000e+02	2.12264e+00	4.86972e-01	2.23621e+00	5.13028e-01
1	10040	2.25632e+02	3.18303e+00	7.34875e-01	1.14836e+00	2.65125e-01
2	19908	4.22395e+02	3.70300e+00	8.64732e-01	5.79251e-01	1.35268e-01
3	21470	6.41458e+02	4.06186e+00	9.51886e-01	2.05310e-01	4.81139e-02
4	18824	8.50759e+02	4.12519e+00	9.79140e-01	8.78856e-02	2.08602e-02
5	17904	1.05282e+03	4.30793e+00	1.01455e+00	-6.17628e-02	-1.45455e-02
6	17120	1.26287e+03	4.54850e+00	1.05647e+00	-2.43111e-01	-5.64666e-02
7	15060	1.46851e+03	4.48324e+00	1.04464e+00	-1.91580e-01	-4.46401e-02
8	14892	1.66962e+03	4.51963e+00	1.05455e+00	-2.33777e-01	-5.45463e-02
9	14282	1.87636e+03	4.51293e+00	1.05038e+00	-2.16460e-01	-5.03808e-02
10	14502	2.09170e+03	4.43651e+00	1.04026e+00	-1.71698e-01	-4.02594e-02
11	13272	2.31054e+03	4.41822e+00	1.01197e+00	-5.22816e-02	-1.19749e-02
12	12392	2.52688e+03	4.44415e+00	9.78267e-01	9.87296e-02	2.17328e-02
13	11218	2.74007e+03	4.62645e+00	9.99905e-01	4.37442e-04	9.45435e-05
14	10408	2.94991e+03	4.69200e+00	9.88961e-01	5.23726e-02	1.10389e-02
15	9018	3.15440e+03	4.67260e+00	9.75553e-01	1.17092e-01	2.44466e-02
16	8656	3.35679e+03	4.75349e+00	9.74317e-01	1.25304e-01	2.56833e-02
17	7670	3.56377e+03	4.67877e+00	9.94225e-01	2.71769e-02	5.77501e-03

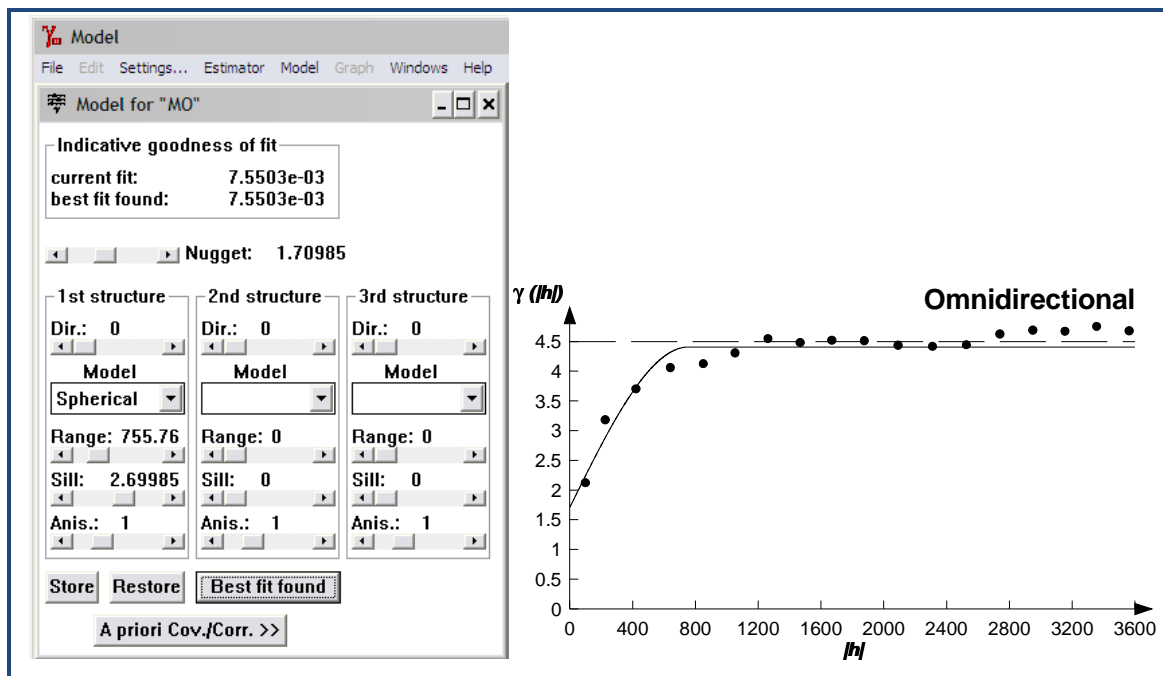
Estos valores se presentan en forma gráfica dándonos como resultado un modelo acotado con tendencia de modelo esférico.

GRÁFICO 4.37 Semivariograma experimental para la materia orgánica



Este semivariograma presenta independencia en distancia medianas, el modelo teórico de ajuste es el modelo esférico con un buen índice de ajuste próximo a cero, el valor del efecto pepita es de 1,70985 con un rango de 755,76 y una meseta de 2,69.

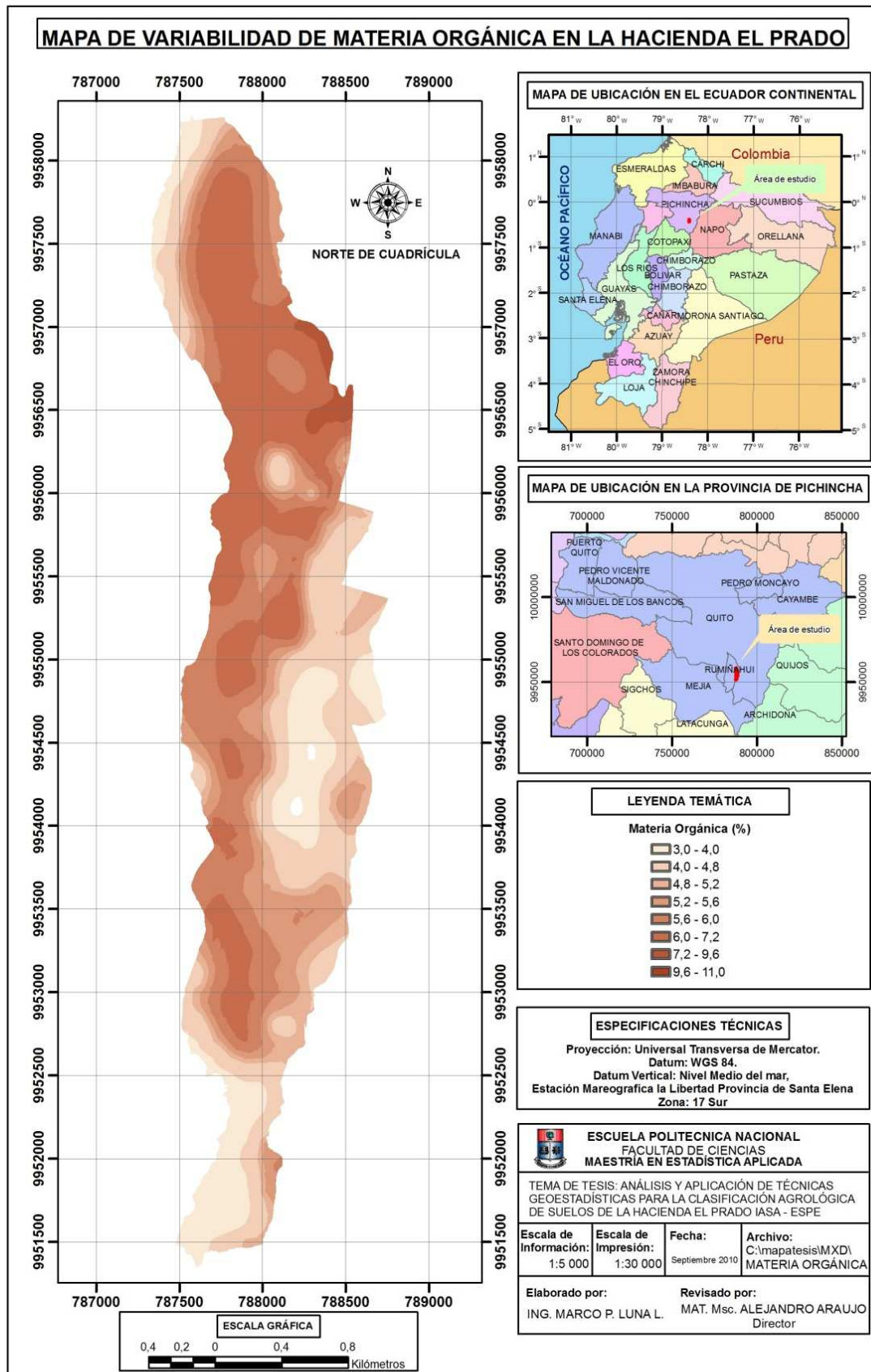
GRÁFICO 4.38 Modelo teórico del semivariograma para la materia orgánica



4.1.4.8.3 Predicción espacial para la materia orgánica

Para esta variable los valores más bajos se encuentran en la parte sur y centro oriental del área en estudio y una porción en la parte noroccidental, existiendo una pequeñísima parte con valores altos ubicados en la parte nororiental, la mayor parte de la hacienda tiene valores intermedios de materia orgánica, como se indica en el mapa 4.11.

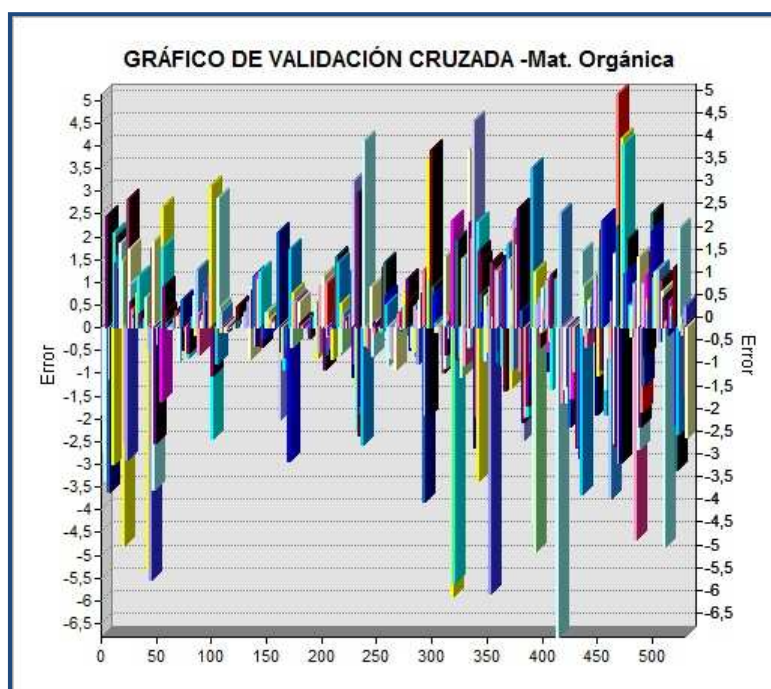
MAPA 4.11 Mapa de la variabilidad de la materia orgánica



4.1.4.8.4 Validación cruzada para la materia orgánica

El gráfico de validación cruzada para la materia orgánica muestra una pobre estimación.

GRAFICO 4.39 Validación cruzada para la materia orgánica



Este gráfico muestra errores de predicción altos para algunos puntos debido especialmente a la variabilidad de los datos y a la presencia de ciertos valores atípicos, el coeficiente de variación de esta variable es de 36,55% considerado alto; los valores de la tabla 4.33 indican que en general la predicción es buena.

TABLA 4.33 Estadísticos de los errores determinados mediante la validación cruzada para la materia orgánica

Mo	
Media:	-0,01096
Error estándar de la media:	1,557
Media estandarizada:	-0,004578
Raíz Media Cuadrática Estandarizada:	0,9861

4.1.4.9 Análisis geoestadístico para la variable sodio (Na)

4.1.4.9.1 Análisis exploratorio de datos para el sodio

Los estadísticos descriptivos para la variable sodio se muestran a continuación.

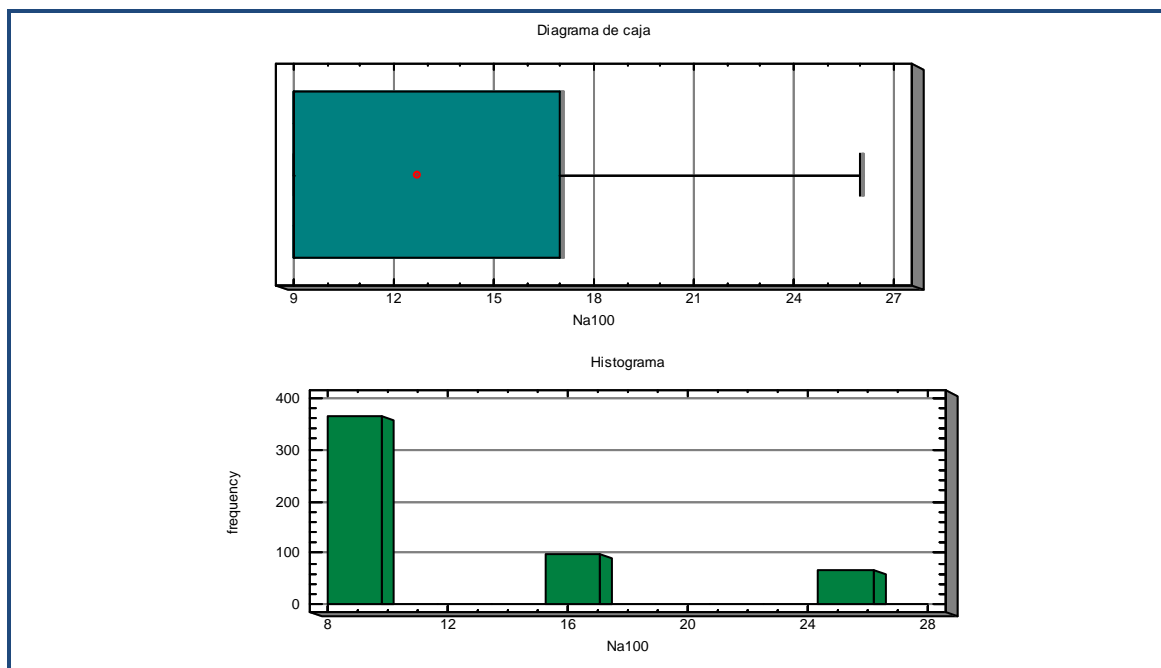
TABLA 4.34 Estadísticos descriptivos para el sodio

Na100	Media		12,70
	Intervalo de confianza para la media al 95%	Límite inferior	12,19
		Límite superior	13,21
	Media recortada al 5%		12,17
	Mediana		9,00
	Varianza		35,859
	Desv. típ.		5,988
	Mínimo		9
	Máximo		26
	Rango		17
	Amplitud intercuartil		8
	Asimetría		1,339
	Curtosis		,338
	Coef. De variación		47,14%

Esta tabla presenta una distribución asimétrica positiva con un valor de 1,339 con un coeficiente de variación de 47,14 % considerado como muy alto y con valores de media y mediana distantes.

En el histograma puede observarse que hay intervalos donde no hay valores de sodio y que la mayor parte se concentra en valores de sodio que van de 8 a 9,8, como lo muestra el gráfico que se presenta a continuación

GRÁFICO 4.40 Diagrama de caja e histograma para el sodio



4.1.4.9.2 Análisis estructural para el sodio

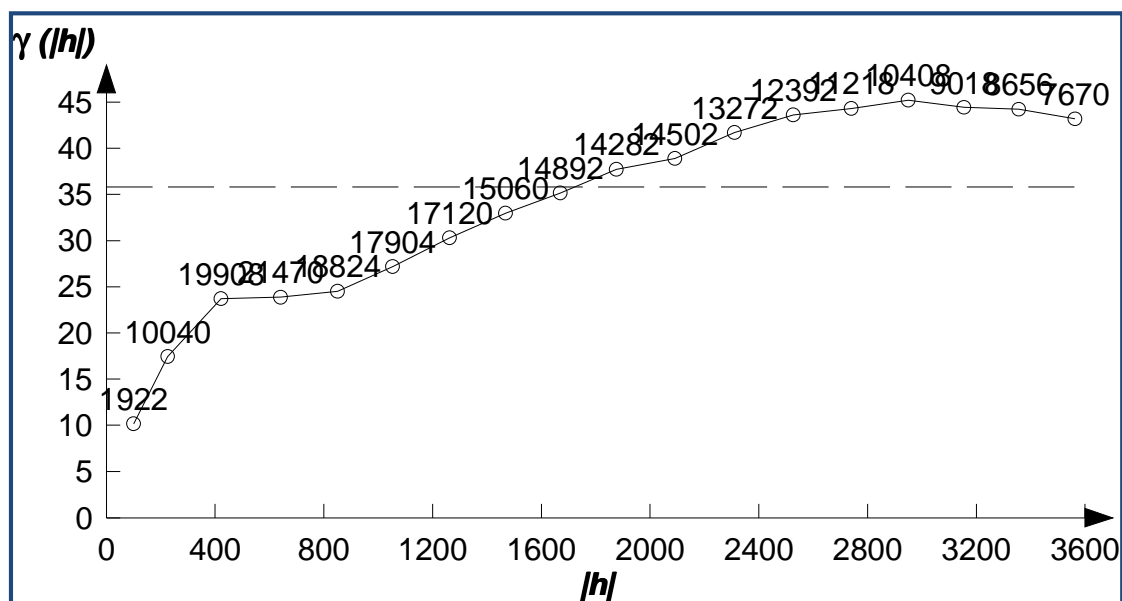
La tabla 4.35 muestra los valores del variograma experimental de la variable sodio, el valor de la varianza es de 35,79

TABLA 4.35 Valores del semivariograma experimental para el sodio

Vario2D with PCF					
File Edit Data Settings... Calculate Options Graph Windows Help					
"Na*100" omnidirectional					
Direction:	0	Angular tolerance:	90	Maximum BW:	N
Data variance:	3.57917e+01				
Lag	NPairs	Mean [h]	Variogram	Std. Variogram	
0	1922	1.00000e+02	1.01655e+01	2.70047e-01	
1	10040	2.25632e+02	1.74556e+01	4.58245e-01	
2	19908	4.22395e+02	2.37039e+01	6.62199e-01	
3	21470	6.41458e+02	2.38682e+01	7.58725e-01	
4	18824	8.50759e+02	2.45181e+01	8.26422e-01	
5	17904	1.05282e+03	2.72048e+01	9.19866e-01	
6	17120	1.26287e+03	3.03197e+01	1.02280e+00	
7	15060	1.46851e+03	3.29707e+01	1.11741e+00	
8	14892	1.66962e+03	3.51607e+01	1.18680e+00	
9	14282	1.87636e+03	3.77180e+01	1.23472e+00	
10	14502	2.09170e+03	3.88897e+01	1.23726e+00	
11	13272	2.31054e+03	4.16956e+01	1.24346e+00	
12	12392	2.52688e+03	4.36031e+01	1.24469e+00	
13	11218	2.74007e+03	4.43222e+01	1.22235e+00	
14	10408	2.94991e+03	4.52185e+01	1.18986e+00	
15	9018	3.15440e+03	4.44431e+01	1.13568e+00	
16	8656	3.35679e+03	4.42160e+01	1.09332e+00	
17	7670	3.56377e+03	4.31902e+01	1.03084e+00	

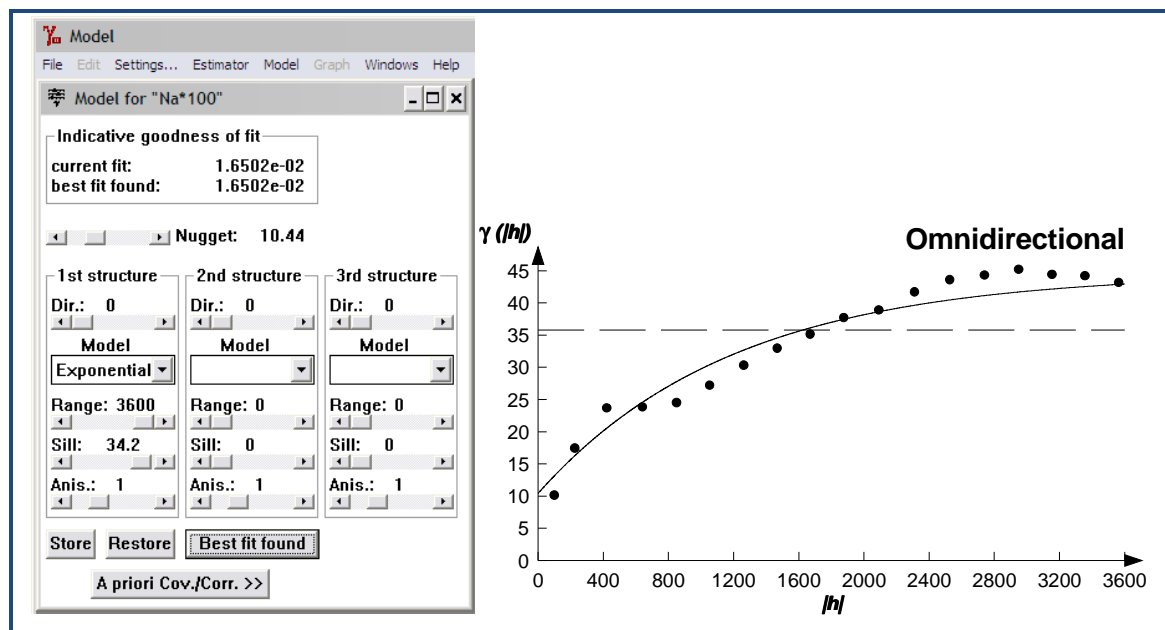
La representación de estos datos nos da como resultado el semivariograma indicado en el gráfico 4.41, el cual presenta un modelo no acotado con tendencia exponencial.

GRÁFICO 4.41 Semivariograma experimental para el sodio



El valor del efecto pepita en este variograma es pequeño, el modelo exponencial es el que presenta mejor ajuste con un valor de efecto pepita de 10,44; un rango de 3600 es decir el máximo valor de la distancia entre puntos por lo que nunca presentará independencia, el valor de la meseta es de 34,2. El índice de bondad de ajuste es de 0,0165 que indica un buen ajuste del modelo teórico al modelo experimental.

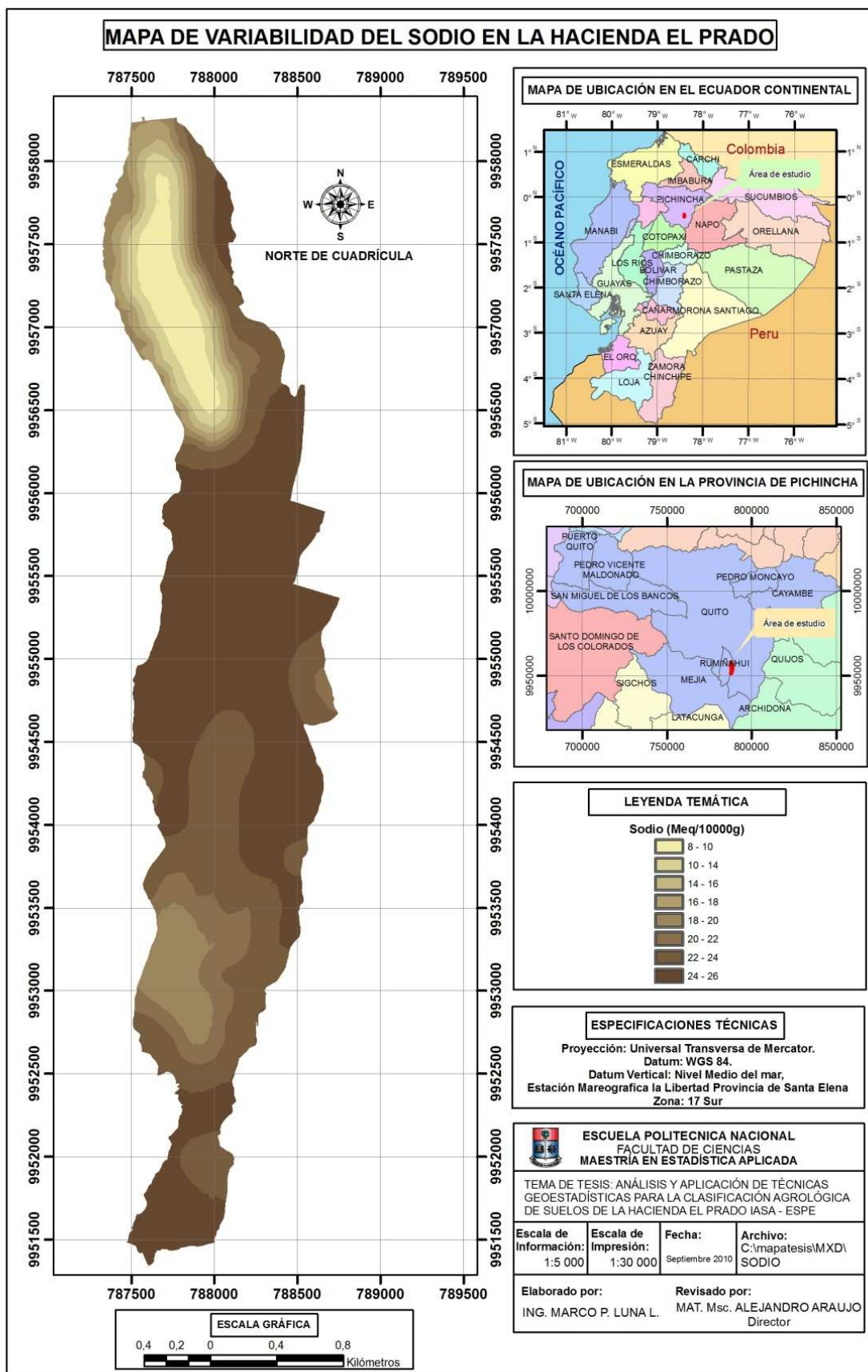
GRÁFICO 4.42 Modelo teórico del variograma para el sodio



4.1.4.9.3 Predicción espacial para el sodio

El mapa de variabilidad del sodio presenta tres zonas claramente definidas; estas son la zona norte con valores bajos en contenidos de sodio, la zona central con valores altos de sodio y la zona sur con cantidades intermedias de sodio.

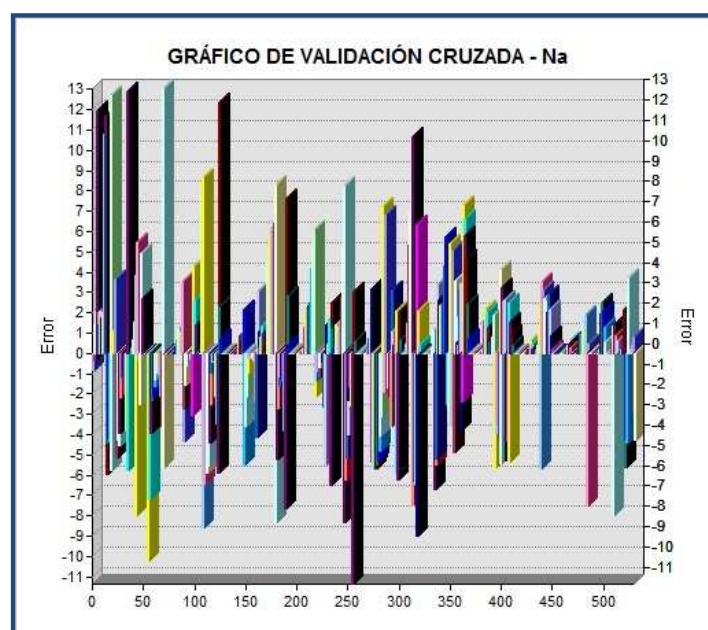
MAPA 4.12 Mapa de la variabilidad del sodio



4.1.4.9.4 Validación cruzada para el sodio

Como se muestra en el gráfico 4.43 la comprobación de la estimación de los valores de sodio mediante validación cruzada muestra errores altos, por lo que demuestra una pobre estimación.

GRAFICO 4.43 Validación cruzada para el sodio



El gráfico muestra errores de predicción altos para algunos puntos debido especialmente a la variabilidad de los datos; siendo para esta variable el coeficiente de variación de 47,14 considerado como muy alto; de igual manera el valor de la raíz media cuadrática estandarizada de 0,8781 de la tabla 4.36 indican que en general la predicción para esta variable no es tan buena.

TABLA 4.36 Estadísticos de los errores determinados mediante la validación cruzada para el sodio

Na100	
Media:	0,01786
Error estándar de la media:	3,777
Media estandarizada:	0,002399
Raíz Media Cuadrática Estandarizada:	0,8781

4.1.4.10 Análisis geoestadístico para el fósforo asimilable (P_{as})

4.1.4.10.1 Análisis exploratorio de datos para el fósforo asimilable

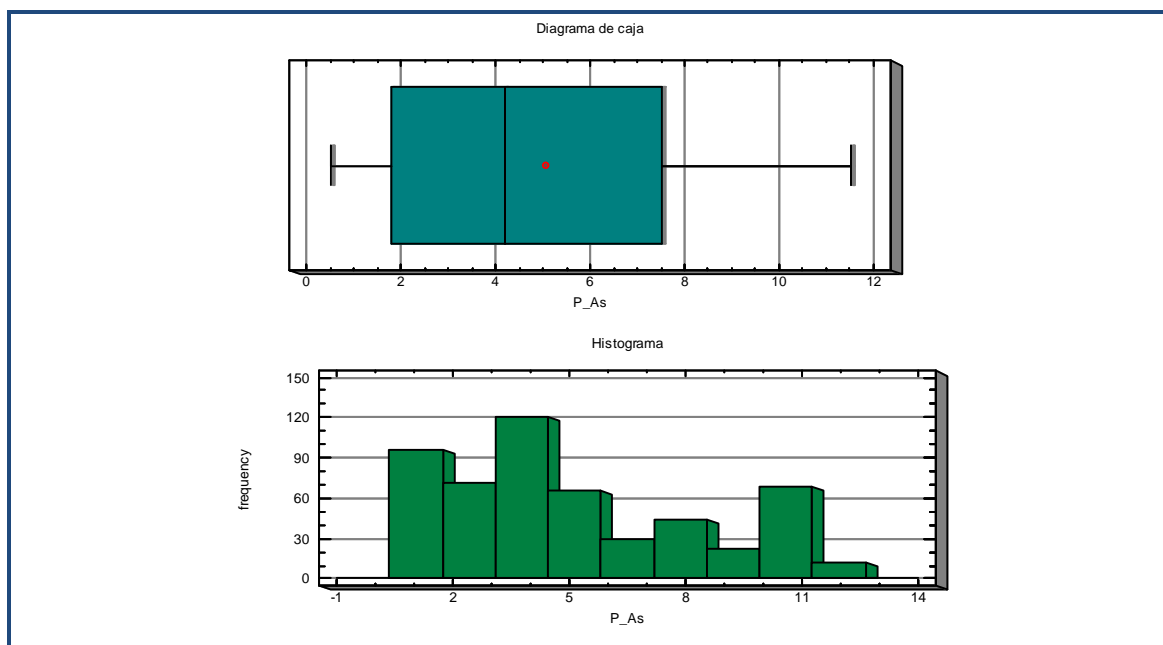
La tabla 4.37 presenta los estadísticos de los datos de la variable fósforo asimilable.

TABLA 4.37 Estadísticos descriptivos para fósforo asimilable

P _{as}	Media		5,07
	Intervalo de confianza para la media al 95%	Límite inferior	4,79
		Límite superior	5,35
	Media recortada al 5%		4,98
	Mediana		4,20
	Varianza		10,547
	Desv. típ.		3,248
	Mínimo		1
	Máximo		12
	Rango		11
	Amplitud intercuartil		6
	Asimetría		,472
	Curtosis		-,925
	Coef. De variación		64,06%

Estos datos presentan una pequeña simetría positiva de 0,472, con un valor altísimo de coeficiente de variación del 64,06% y con valores de media y mediana distintos.

GRÁFICO 4.42 Diagrama de caja e histograma para el fósforo asimilable



4.1.4.10.2 Análisis estructural para el fósforo asimilable

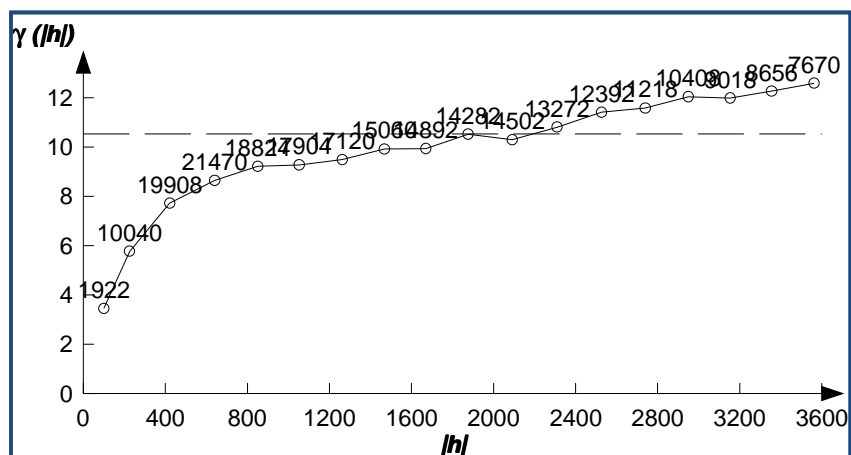
El valor de la varianza para el fósforo asimilable es de 10,52, con valores de variograma desde 3,44 hasta 12,58.

TABLA 4.38 Valores del semivariograma experimental para el fósforo asimilable

Vario2D with PCF					
File Edit Data Settings... Calculate Options Graph Windows Help					
"P_AS" omnidirectional					
Direction:	0	Angular tolerance:	90	Maximum BW:	
Data variance:	1.05271e+01				
Lag	NPairs	Mean h	Variogram	Std. Variogram	
0	1922	1.00000e+02	3.44686e+00	3.28563e-01	
1	10040	2.25632e+02	5.76696e+00	5.53373e-01	
2	19908	4.22395e+02	7.71945e+00	7.57793e-01	
3	21470	6.41458e+02	8.63739e+00	8.72599e-01	
4	18824	8.50759e+02	9.21091e+00	9.28023e-01	
5	17904	1.05282e+03	9.27169e+00	9.33288e-01	
6	17120	1.26287e+03	9.48708e+00	9.54692e-01	
7	15060	1.46851e+03	9.91434e+00	1.00063e+00	
8	14892	1.66962e+03	9.93035e+00	1.00510e+00	
9	14282	1.87636e+03	1.05160e+01	1.05273e+00	
10	14502	2.09170e+03	1.02899e+01	1.04252e+00	
11	13272	2.31054e+03	1.08013e+01	1.06099e+00	
12	12392	2.52688e+03	1.14012e+01	1.10323e+00	
13	11218	2.74007e+03	1.15796e+01	1.09974e+00	
14	10408	2.94991e+03	1.20400e+01	1.11831e+00	
15	9018	3.15440e+03	1.19808e+01	1.10237e+00	
16	8656	3.35679e+03	1.22631e+01	1.09756e+00	
17	7670	3.56377e+03	1.25857e+01	1.10094e+00	

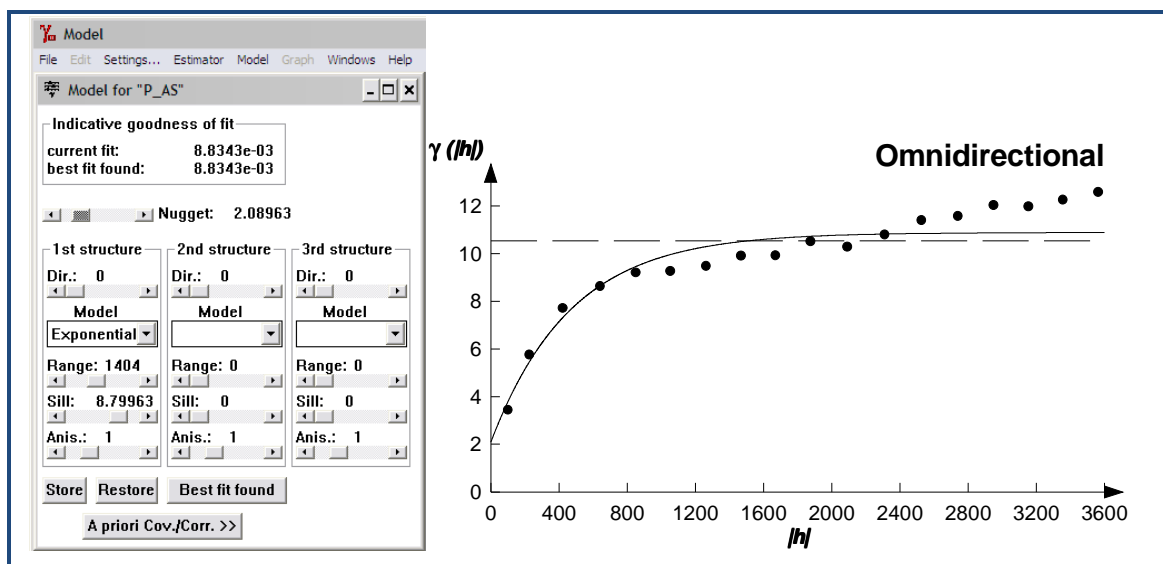
El semivariograma experimental graficado presenta un modelo acotado con una ligera tendencia para valores altos de distancia.

GRÁFICO 4.45 Semivariograma experimental para el fósforo asimilable



El semivariograma teórico que más se ajusta es el modelo exponencial con un valor de efecto pepita de 2,08 y meseta de 8,799; el rango es de 1404 que es donde empieza la independencia de los correlación de los datos

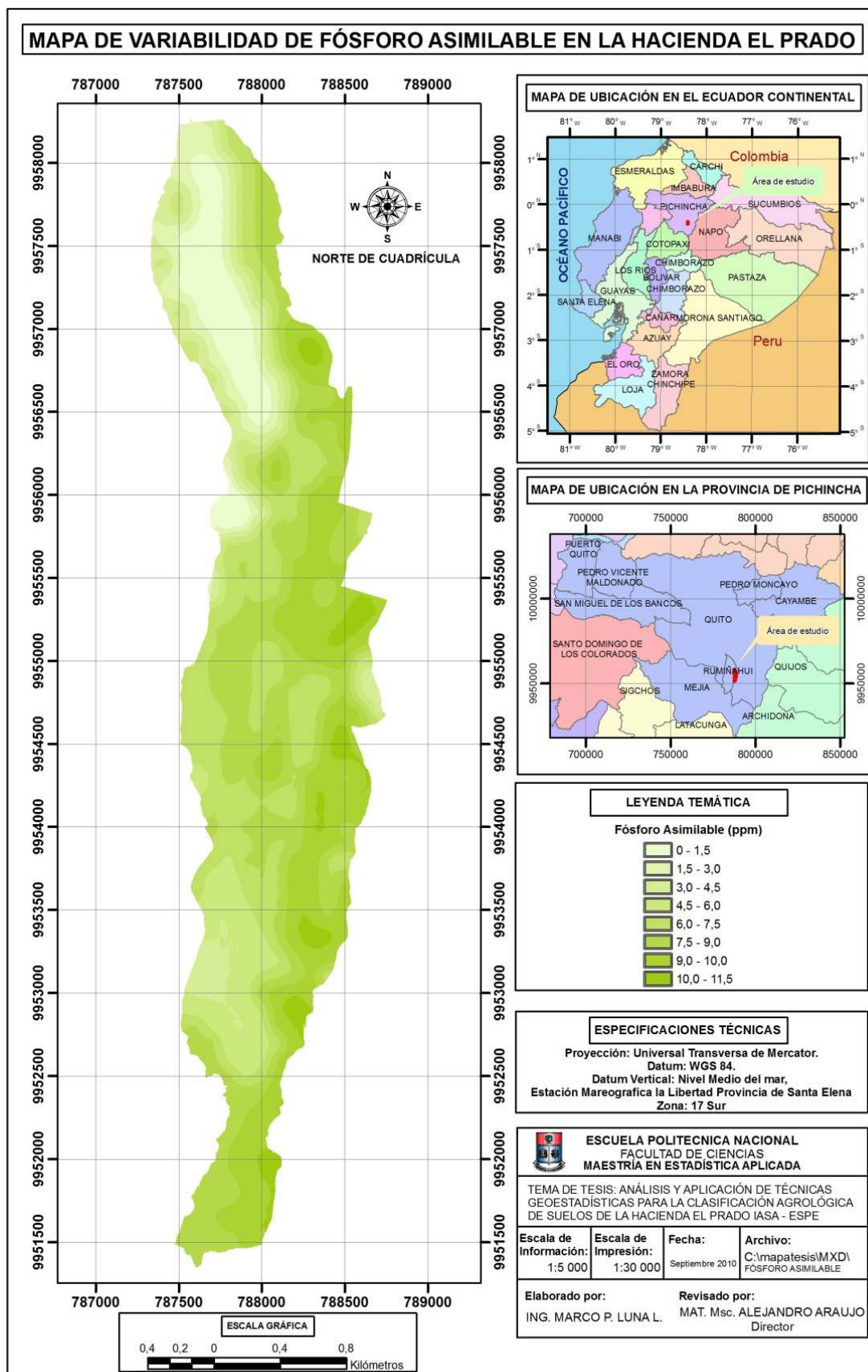
GRÁFICO 4.46 Modelo teórico del semivariograma para el fósforo asimilable



4.1.4.10.3 Predicción espacial para el fósforo asimilable

El mapa de variabilidad del fósforo asimilable muestra que la parte sur de la hacienda tiene valores bajos de fósforo asimilable, en general los valores bajos se presentan en la parte occidental del área en estudio, mientras que valores intermedio a altos se encuentran en la parte oriental.

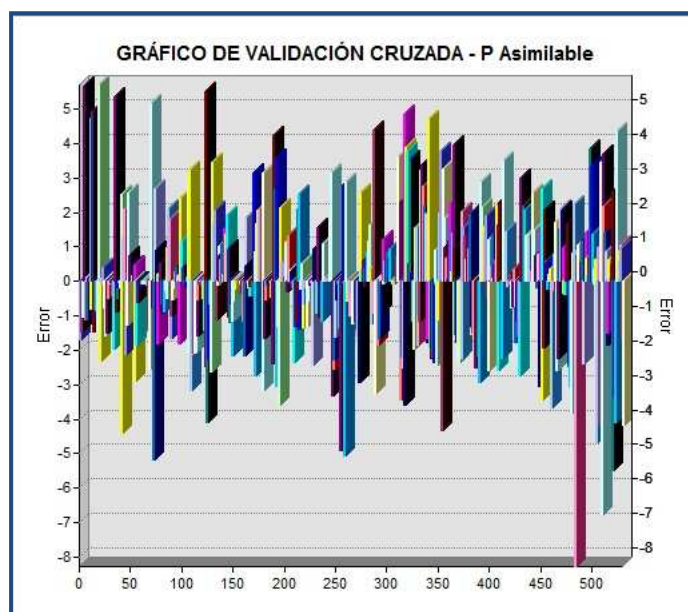
MAPA 4.13 Mapa de la variabilidad del fósforo asimilable



4.1.4.10.4 Validación cruzada para el fósforo asimilable

En el gráfico 4.47 de validación cruzada para la variable fósforo asimilable se observan errores de estimación altos, especialmente un error de -8 presente en la muestra cercana al valor de 480 en el eje de las abscisas.

GRAFICO 4.47 Validación cruzada para el fósforo asimilable



Los errores de predicción del gráfico muestra una gran proporción de puntos con errores de predicción media y alta, cabe señalar que esta variable tiene el valor más alto de coeficiente de variación con 64,06%, considerado como muy alto; los valores de la tabla 4.39 corroboran esta afirmación con una raíz media cuadrática estandarizada de 0,9512 que indica que la predicción no es tan buena.

TABLA 4.39 Estadísticos de los errores determinados mediante la validación cruzada para el fósforo asimilable

P_as	
Media:	-0,001921
Error estándar de la media:	2,01
Media estandarizada:	-0,001261
Raíz Media Cuadrática Estandarizada:	0,9512

4.1.4.11 Análisis geoestadístico para el potencial hidrógeno (pH)

4.1.4.11.1 Análisis exploratorio de datos para el pH

La tabla 4.40 presenta los estadísticos descriptivos de los datos de la variable potencial hidrógeno o pH.

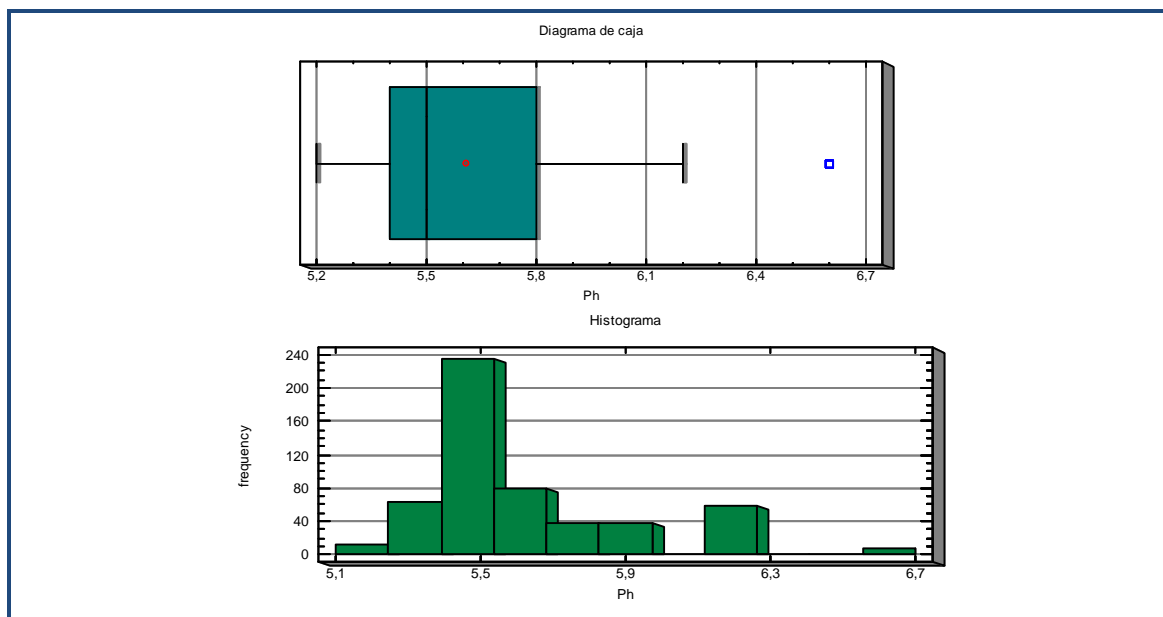
TABLA 4.40 Estadísticos descriptivos para el pH

Ca	Media		5,16
	Intervalo de confianza para la media al 95%	Límite inferior	4,99
		Límite superior	5,33
	Media recortada al 5%		5,14
	Mediana		6,00
	Varianza		4,080
	Desv. típ.		2,020
	Mínimo		2
	Máximo		9
	Rango		6
	Amplitud intercuartil		3
	Asimetría		,144
	Curtosis		-1,314
	Coef. De variación		5,29%

Como nos muestra la tabla 4.40 esta distribución presenta una pequeña asimetría con sesgo positivo, los valores de la media y la mediana presentan una diferencia significativa y un valor bajo de coeficiente de variación.

En esta variable se encontraron ocho valores atípicos, los mismos que fueron verificados en campo corroborando dichos valores.

GRÁFICO 4.48 Diagrama de caja e histograma para el pH



4.1.4.11.2 Análisis estructural para el pH

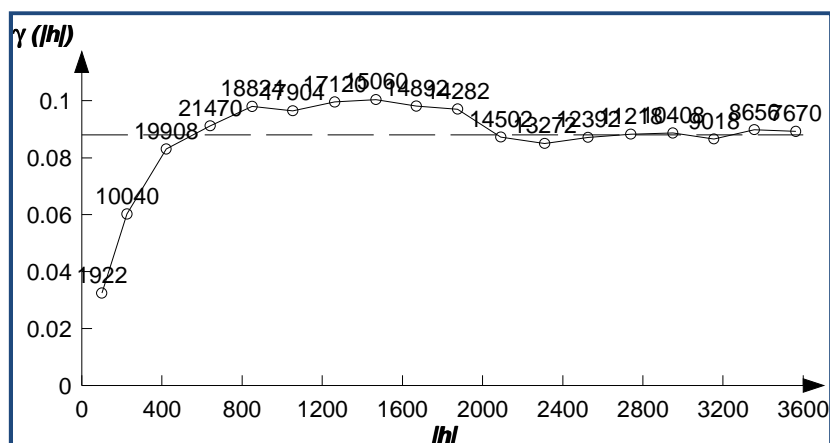
A continuación se presenta la tabla con los valores del semivariograma experimental y con su respectiva varianza, cuyo valor es de 0,08.

TABLA 4.41 Valores del semivariograma experimental para el pH

Vario2D with PCF				
File Edit Data Settings... Calculate Options Graph Windows Help				
"PH" omnidirectional				
Direction: 0	Angular tolerance: 90	Maximum BW:		
Data variance: 8.80392e-02				
Lag	NPairs	Mean h	Variogram	Std. Variogram
0	1922	1.00000e+02	3.24297e-02	3.73280e-01
1	10040	2.25632e+02	6.02550e-02	6.95676e-01
2	19908	4.22395e+02	8.30801e-02	9.44943e-01
3	21470	6.41458e+02	9.12137e-02	1.00886e+00
4	18824	8.50759e+02	9.80158e-02	1.03252e+00
5	17904	1.05282e+03	9.65147e-02	1.01417e+00
6	17120	1.26287e+03	9.95625e-02	1.03498e+00
7	15060	1.46851e+03	1.00398e-01	1.03222e+00
8	14892	1.66962e+03	9.81305e-02	1.01044e+00
9	14282	1.87636e+03	9.70669e-02	1.00588e+00
10	14502	2.09170e+03	8.72597e-02	9.76317e-01
11	13272	2.31054e+03	8.49683e-02	9.77613e-01
12	12392	2.52688e+03	8.71602e-02	1.00690e+00
13	11218	2.74007e+03	8.82706e-02	1.02019e+00
14	10408	2.94991e+03	8.86366e-02	1.03869e+00
15	9018	3.15440e+03	8.65458e-02	1.03884e+00
16	8656	3.35679e+03	8.98671e-02	1.07384e+00
17	7670	3.56377e+03	8.91955e-02	1.07777e+00

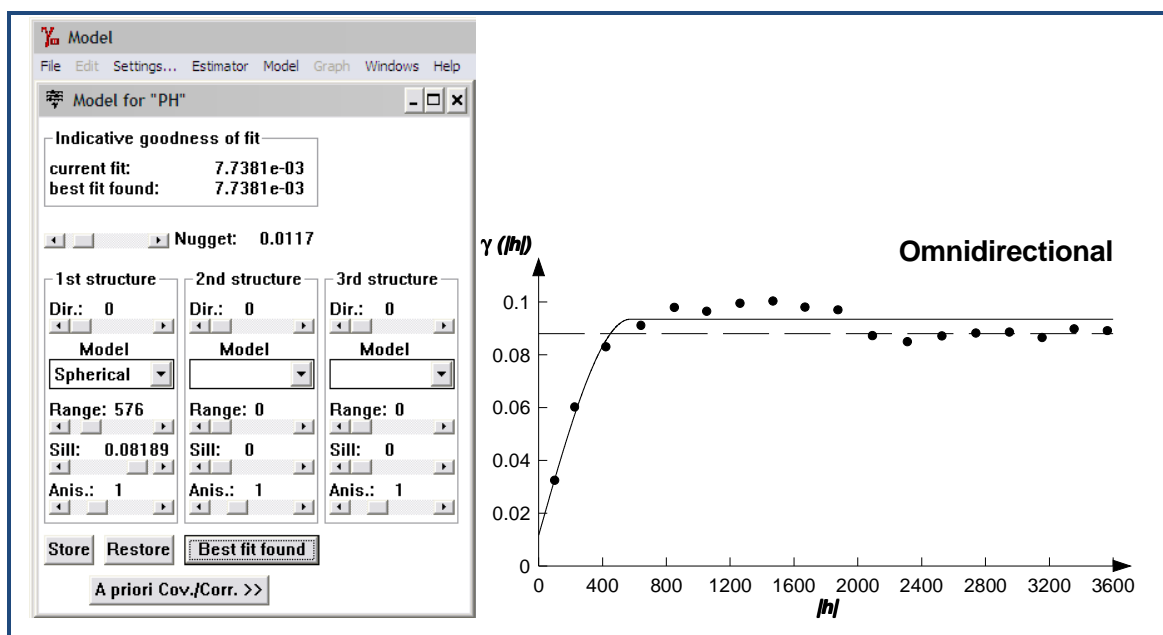
La representación de este semivariograma se presenta en el gráfico 4.49 que muestra un modelo acotado para su ajuste a un modelo teórico.

GRÁFICO 4.49 Semivariograma experimental para el pH



El modelo que más se ajusta a este variograma es el modelo esférico con un índice de bondad de ajuste de 0,007, los valores de los parámetros del modelo teórico son: para el efecto pepita 0,0117, meseta 0,08 y rango de 576.

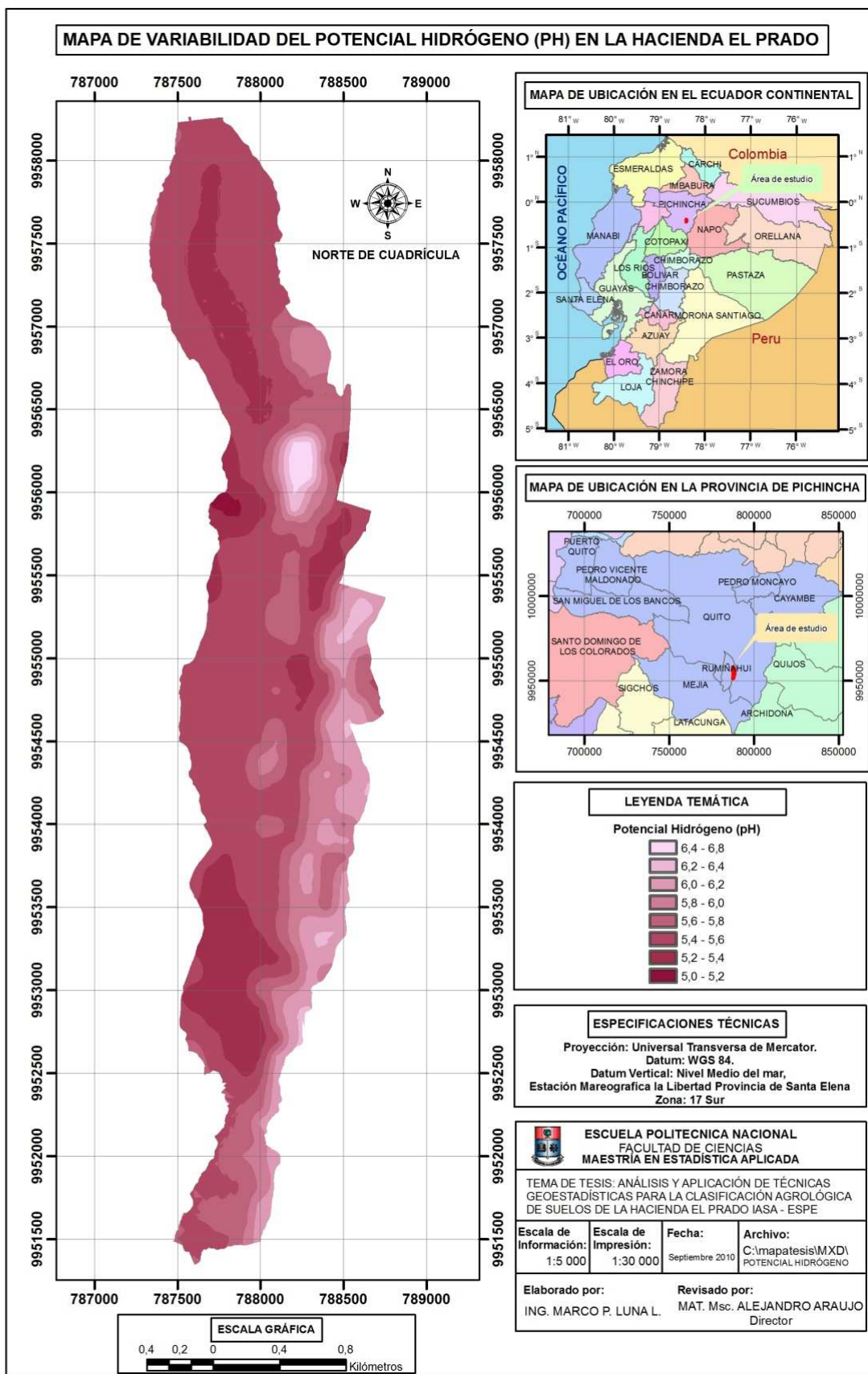
GRÁFICO 4.50 Modelo teórico del semivariograma para el pH



4.1.4.11.3 Predicción espacial para el pH

Como se muestra en el mapa de variabilidad del pH, hay una pequeña zona con suelos neutros a ligeramente ácidos, mientras que la mayor parte del suelo de la hacienda El Prado lo constituyen suelos ácidos, no existiendo suelos básicos o alcalinos, es decir con valores de pH mayores a 7.

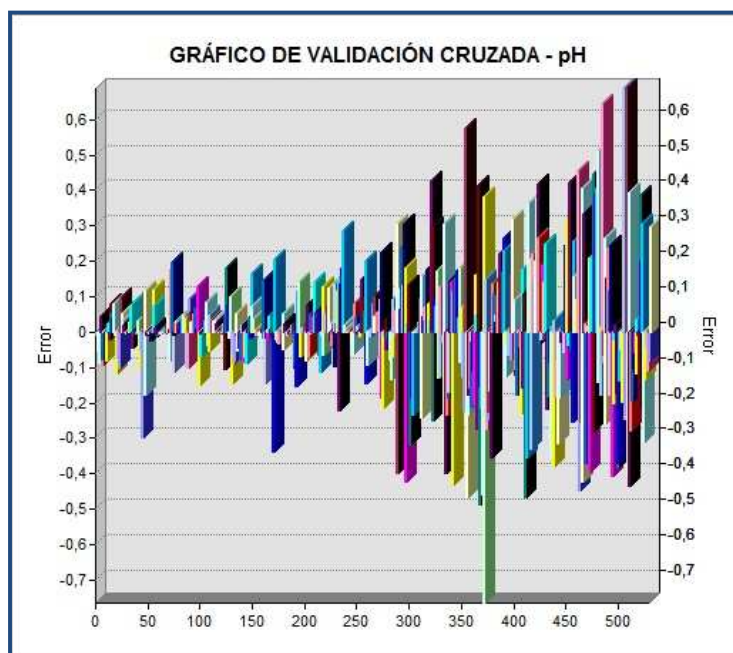
MAPA 4.14 Mapa de la variabilidad del pH



4.1.4.11.4 Validación cruzada para el pH

El gráfico de validación cruzada para el pH presenta valores aislados de errores grandes, siendo en general los errores pequeños y por tanto se trata de una estimación muy buena.

GRAFICO 4.51 Validación cruzada para el pH



El Gráfico 4.51 muestra pocos errores de predicción con valores altos, identificados en aquellos sitios donde se detectó valores extremos, la predicción para esta variable se considera muy buena como lo indican los valores de la tabla 4.42.

TABLA 4.42 Estadísticos de los errores determinados mediante la validación cruzada para el pH

Ph	
Media:	-0,0004951
Error estándar de la media:	0,1803
Media estandarizada:	-0,0001755
Raíz Media Cuadrática Estandarizada:	0,9694

4.1.4.12 Análisis geoestadístico para la profundidad del suelo

4.1.4.12.1 Análisis exploratorio de datos para la profundidad

La tabla 4.43 presenta los estadísticos descriptivos de los datos de la variable profundidad.

TABLA 4.43 Estadísticos descriptivos para la profundidad

Prof	Media		3,02
	Intervalo de confianza para la media al 95%	Límite inferior	2,92
		Límite superior	3,13
	Media recortada al 5%		3,04
	Mediana		4,00
	Varianza		1,447
	Desv. típ.		1,203
	Mínimo		1
	Máximo		5
	Rango		4
	Amplitud intercuartil		2
	Asimetría		-,367
	Curtosis		-1,294
	Coef. De variación		39,7%

La tabla 4.43 nos indica que esta distribución tiene un valor de asimetría pequeño con sesgo negativo y un coeficiente de variación de 39,7 %, considerado como muy alto; los valores de media y mediana son diferentes.

4.1.4.12.2 Análisis estructural para la profundidad

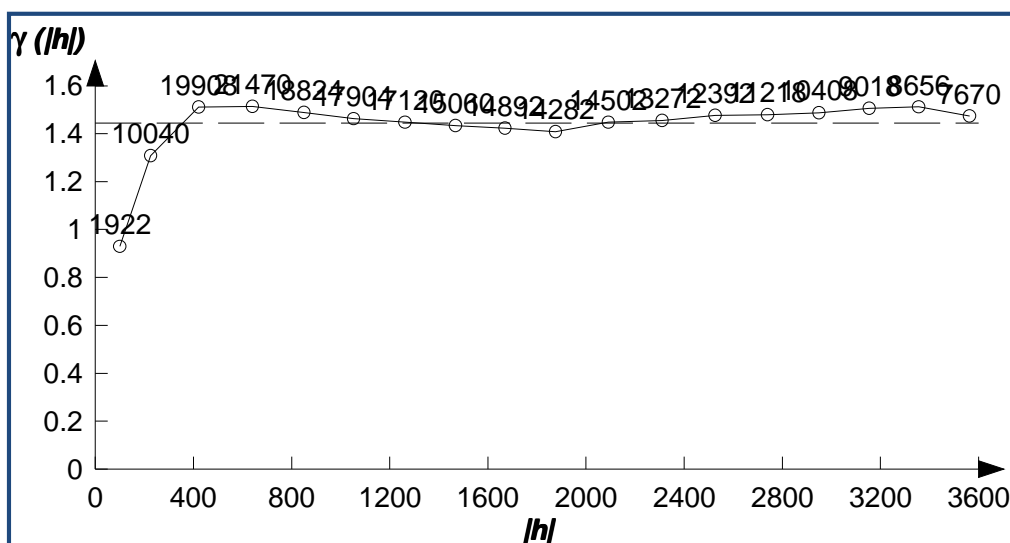
En la tabla 4.44 encontramos un valor de varianza para el semivariograma de la variable profundidad de 1,44 así como los valores del semivariograma experimental para cada distancia.

TABLA 4.44 Valores del semivariograma experimental para la profundidad

Vario2D with PCF				
File Edit Data Settings... Calculate Options Graph Windows Help				
"Profund" omnidirectional				
Direction: 0		Angular tolerance: 90		Maximum BW:
Data variance: 1.44385e+00				
Lag	NPairs	Mean h	Variogram	Std. Variogram
0	1922	1.00000e+02	9.29240e-01	6.48430e-01
1	10040	2.25632e+02	1.30876e+00	9.00848e-01
2	19908	4.22395e+02	1.51120e+00	1.01857e+00
3	21470	6.41458e+02	1.51407e+00	1.00567e+00
4	18824	8.50759e+02	1.48895e+00	1.00140e+00
5	17904	1.05282e+03	1.46258e+00	1.00357e+00
6	17120	1.26287e+03	1.44796e+00	1.00507e+00
7	15060	1.46851e+03	1.43420e+00	1.00383e+00
8	14892	1.66962e+03	1.42298e+00	9.96387e-01
9	14282	1.87636e+03	1.40891e+00	9.89369e-01
10	14502	2.09170e+03	1.44815e+00	9.98956e-01
11	13272	2.31054e+03	1.45539e+00	1.00387e+00
12	12392	2.52688e+03	1.47676e+00	1.00934e+00
13	11218	2.74007e+03	1.47932e+00	1.00971e+00
14	10408	2.94991e+03	1.48684e+00	1.00985e+00
15	9018	3.15440e+03	1.50588e+00	1.02569e+00
16	8656	3.35679e+03	1.51144e+00	1.04393e+00
17	7670	3.56377e+03	1.47405e+00	1.03699e+00

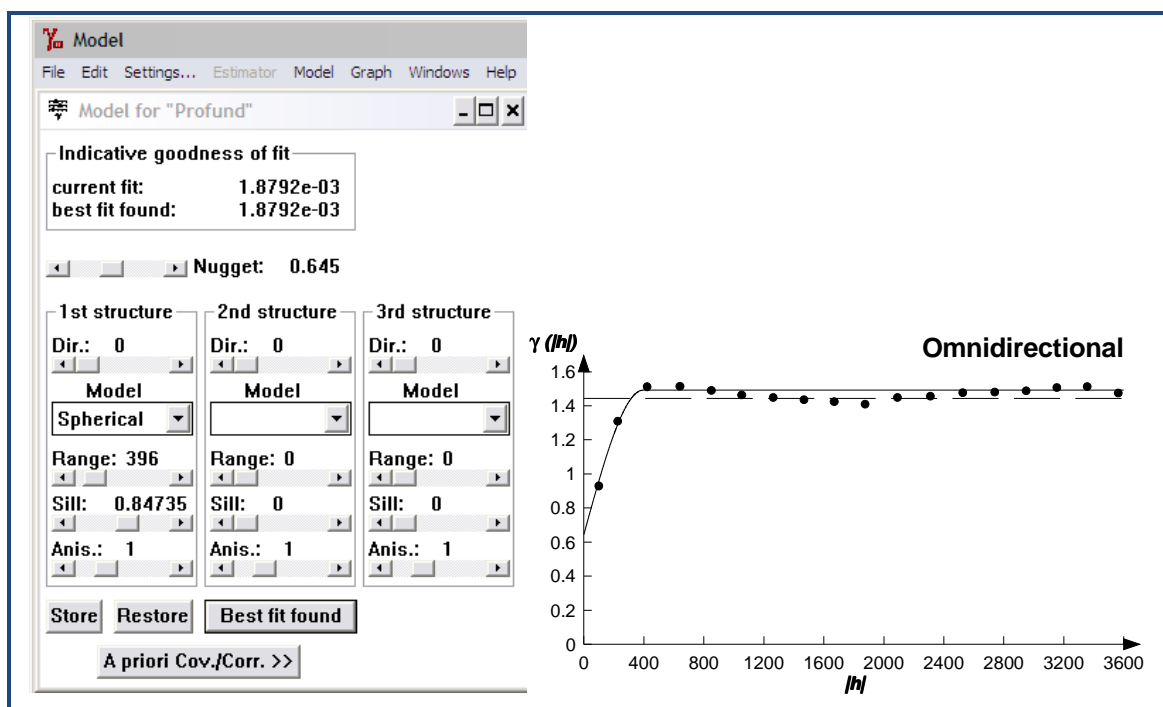
La representación de este semivariograma se presenta en el gráfico 4.52 que muestra un modelo acotado para su ajuste a un modelo teórico, se observa además que el valor del rango es pequeño y los valores cercanos para la meseta y el efecto pepita.

GRÁFICO 4.52 Semivariograma experimental para la profundidad



El modelo esférico es el más adecuado para este semivariograma experimental, el índice de bondad de ajuste es próximo a cero lo que determina el modelo teórico presenta un buen ajuste al semivariograma experimental. Los valores de los parámetros del modelo obtenido para el efecto pepita y la meseta son de 0,645 y 0,84 respectivamente y un valor de rango de 396, lo que indica que para distancias superiores a 400 no hay correlación espacial.

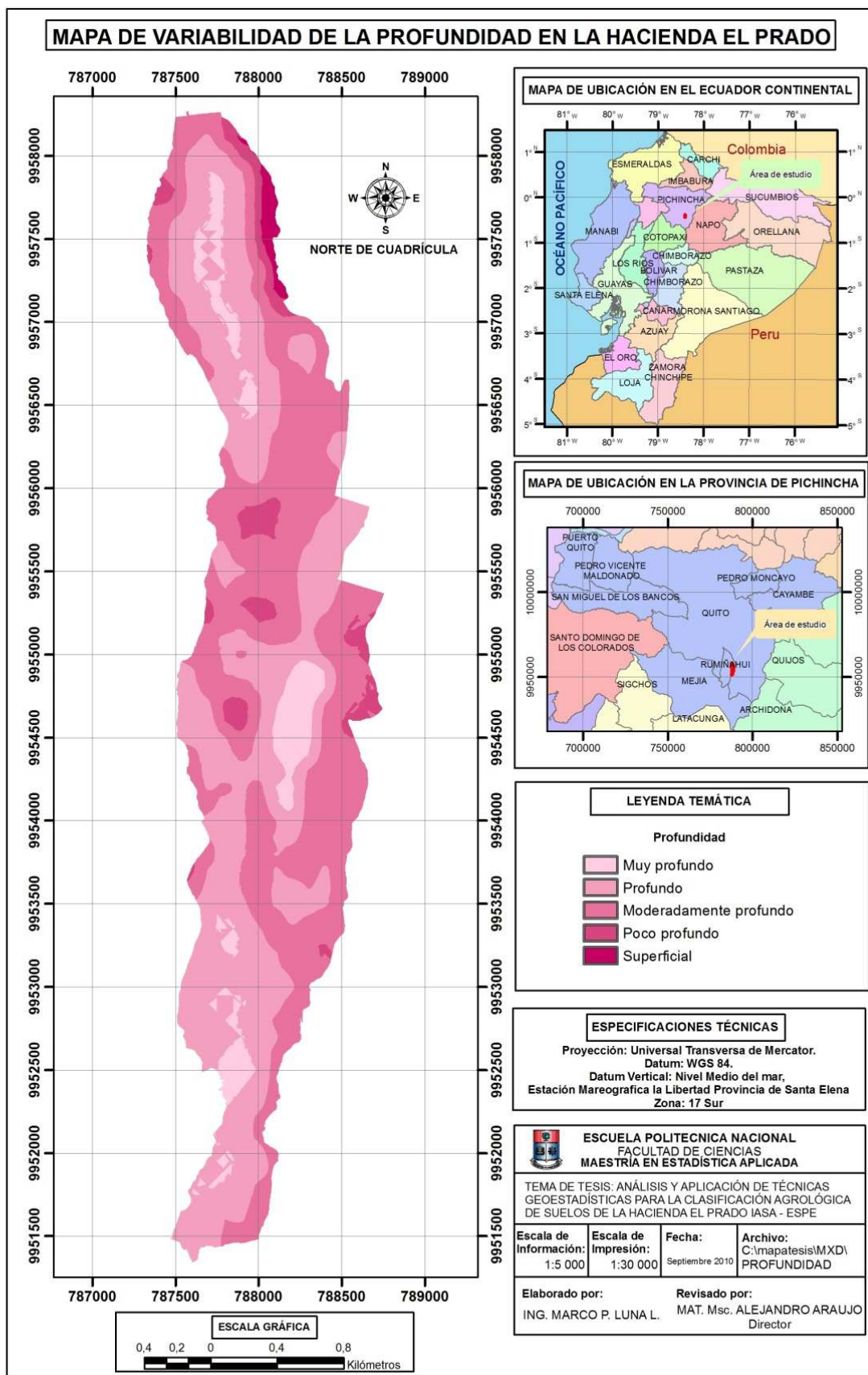
GRÁFICO 4.53 Modelo teórico del semivariograma para la profundidad



4.1.4.12.3 Predicción espacial para la profundidad

El mapa de variabilidad de la profundidad del suelo presenta suelos muy profundos a moderadamente profundos en la mayor parte de la hacienda El Prado, existiendo pequeñísimas áreas con suelos superficiales ubicados en la parte nororiental de la hacienda.

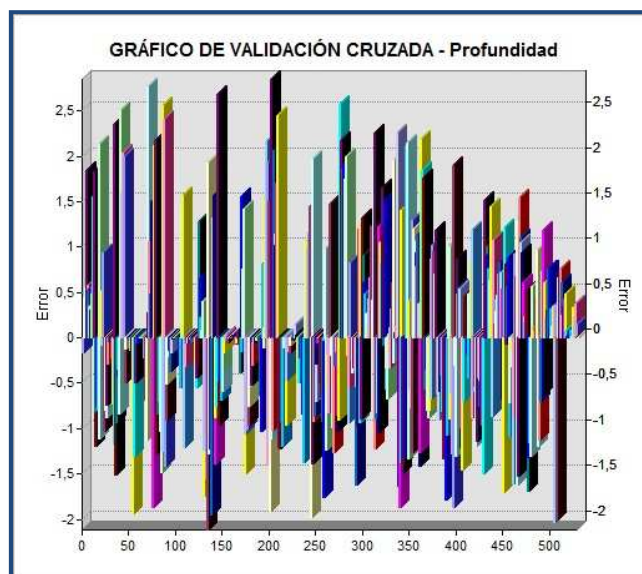
MAPA 4.15 Mapa de la variabilidad de la profundidad



4.1.4.12.4 Validación cruzada para la profundidad

El gráfico de validación cruzada para la profundidad no presenta un buen ajuste, como lo indica el siguiente gráfico.

GRAFICO 4.54 Validación cruzada para la profundidad



Los errores de predicción del gráfico 4.54 muestran un gran número de puntos con errores de predicción media, el coeficiente de variación de esta variable es muy alto con un valor de 39,7%, los estadísticos de la tabla 4.45 indican que la predicción no es tan buena.

TABLA 4.45 Estadísticos de los errores determinados mediante la validación cruzada para la profundidad

Profundidad	
Media:	0,01748
Error estándar de la media:	1,021
Media estandarizada:	0,01275
Raíz Media Cuadrática Estandarizada:	0,9867

A continuación se presenta un resumen de los estadísticos analizados, así como los parámetros geoestadísticos para cada variable.

TABLA 4.46 Resumen estadístico para las variables analizadas

	Arcilla	Arena	C.I.C	HE	K_as	K	Mg	Mo	Na	P_as	pH	Prof.	
Media	25,97	28,02	48,16	41,13	127,50	51,07	1,18	5,81	51,07	5,07	5,61	3,02	
Intervalo de confianza para la media al 95%	Límite inferior	25,33	27,54	47,73	40,70	123,43	48,94	1,13	5,62	48,94	4,79	5,59	2,92
	Límite superior	26,62	28,49	48,60	41,56	131,56	53,21	1,22	5,99	53,21	5,35	5,64	3,13
Media recortada al 5%	25,58	28,25	48,53	41,08	127,24	50,98	1,17	5,69	50,98	4,98	5,59	3,04	
Mediana	24,00	27,00	50,00	40,21	110,00	51,00	1,15	5,38	51,00	4,20	5,50	4,00	
Varianza	57,135	31,649	25,782	25,263	2275,035	625,940	,276	4,504	625,940	10,547	,088	1,447	
Desv. típ.	7,559	5,626	5,078	5,026	47,697	25,019	,525	2,122	25,019	3,248	,297	1,203	
Mínimo	17	13	31	33	40	10	0	3	10	1	5	1	
Máximo	42	38	56	50	220	97	2	11	97	12	7	5	
Rango	25	25	25	17	180	87	2	8	87	11	1	4	
Amplitud intercuartil	9	6	5	7	70	51	1	1	51	6	0	2	
Asimetría	,798	-,189	-1,261	,149	,263	-,056	,064	1	-,056	,472	1,242	-,367	
Curtosis	-,375	,708	2,274	-,957	-,779	-1,204	-1,055	0	-1,204	-,925	,961	-1,294	
Coef. de variación	29,10%	20,08%	10,54%	12,22%	37,41%	48,99%	44,62%	36,56%	48,99%	64,06%	5,29%	39,77%	

TABLA 4.47 Parámetros geoestadísticos de los semivariogramas de las variables estudiadas

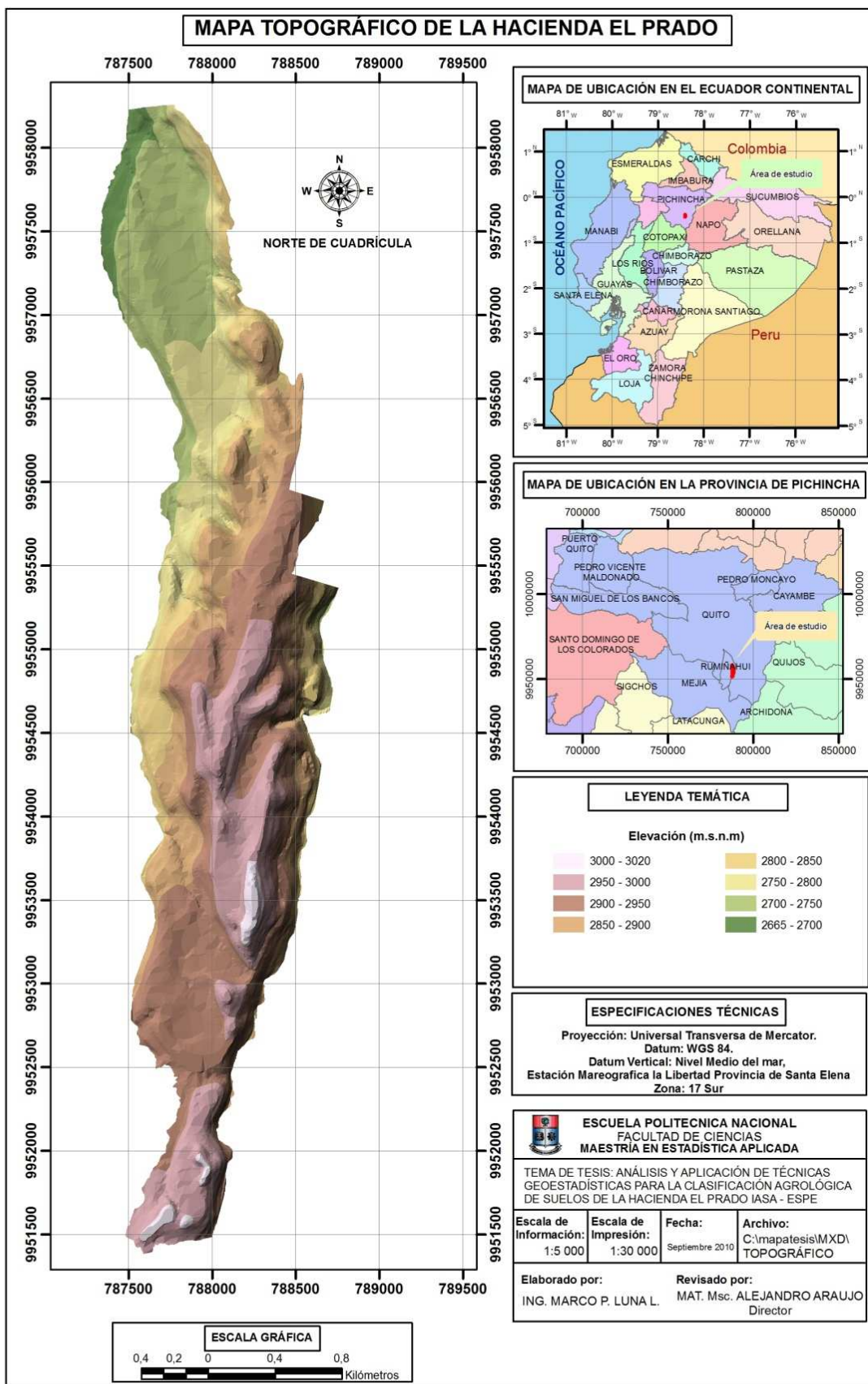
Variable	Modelo	Rango	Nugget	Meseta	Varianza	IGF
Arcilla	Exponencial	2483,80	26,68	35,96	57,02	0,008
Arena	Exponencial	792,00	8,63	21,75	31,89	0,030
C.I.C.	Esférico	576,00	369,60	423,50	766,90	0,002
H.E.	Esférico	900,00	9,36	17,15	25,21	0,013
K _{as}	Esférico	432,00	1081,00	1288,00	2270,00	0,004
K	Esférico	396,00	226,80	434,70	624,70	0,007
Mg	Esférico	971,88	0,11	0,17	0,27	0,003
Mo	Esférico	755,76	1,70	2,69	4,49	0,007
Na	Exponencial	3600,00	10,44	34,20	35,79	0,016
P _{as}	Exponencial	1404,00	2,08	8,79	10,52	0,009
pH	Esférico	576,00	0,01	0,08	0,08	0,008
Prof.	Esférico	396,00	0,64	0,84	1,44	0,002

4.2 MAPA DE LA CLASIFICACIÓN AGROLÓGICA DE LOS SUELOS DE LA HACIENDA EL PRADO.

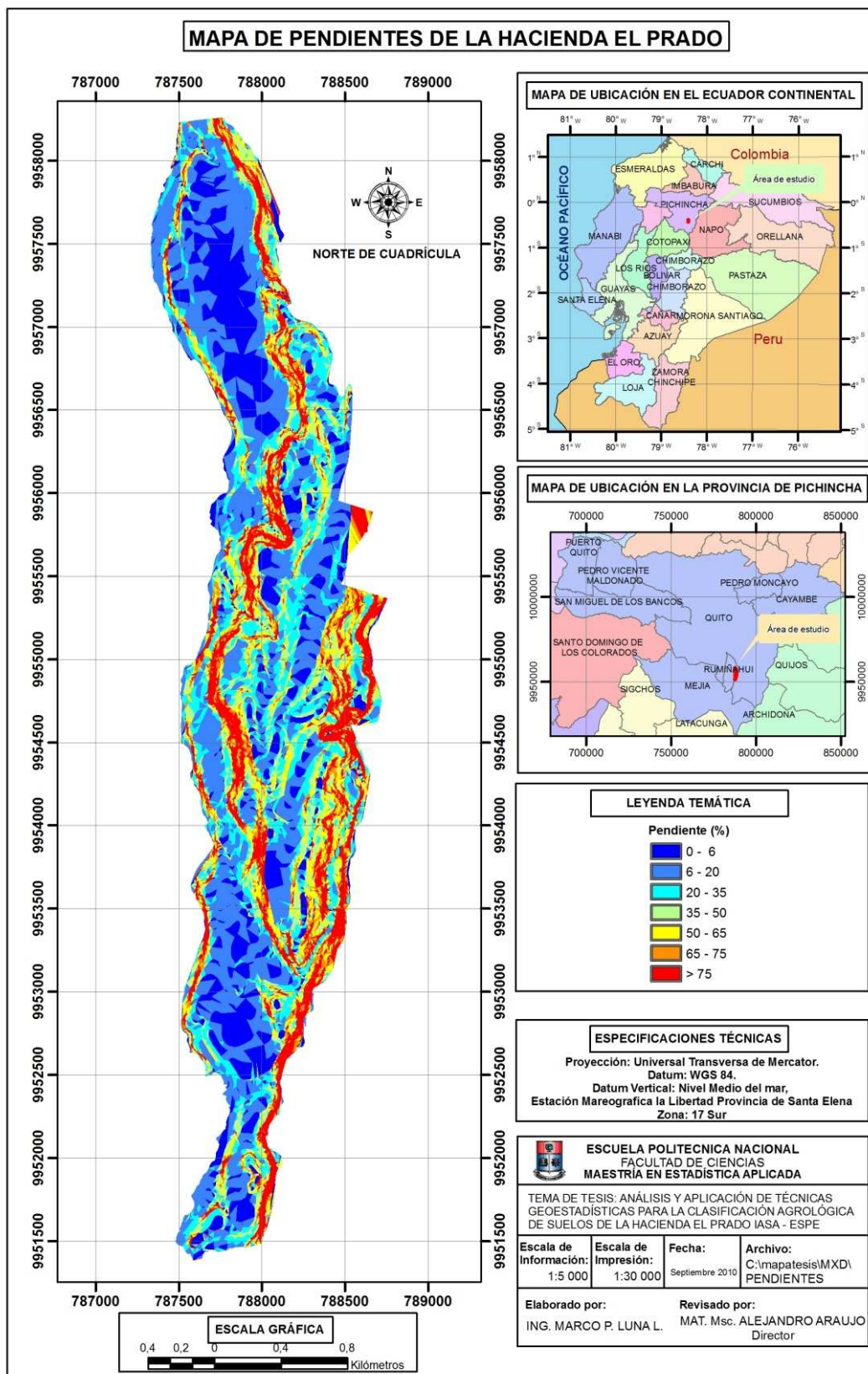
Para la clasificación agrológica de los suelos de la hacienda El Prado fue necesario obtener el mapa de pendientes, el cual resultó del levantamiento base o mapa topográfico que inicialmente se obtuvieron en el software Autocad 2007, para luego ser exportados al ArcGis 9.3 y generar un mapa tridimensional del terreno, el cual se presenta en el mapa 4.16.

Este mapa fue necesario para la obtención del mapa de pendientes, utilizando el mismo software, lo cual nos dió como resultado el mapa 4.17.

MAPA 4.16 Mapa topográfico tridimensional de la hacienda El Prado

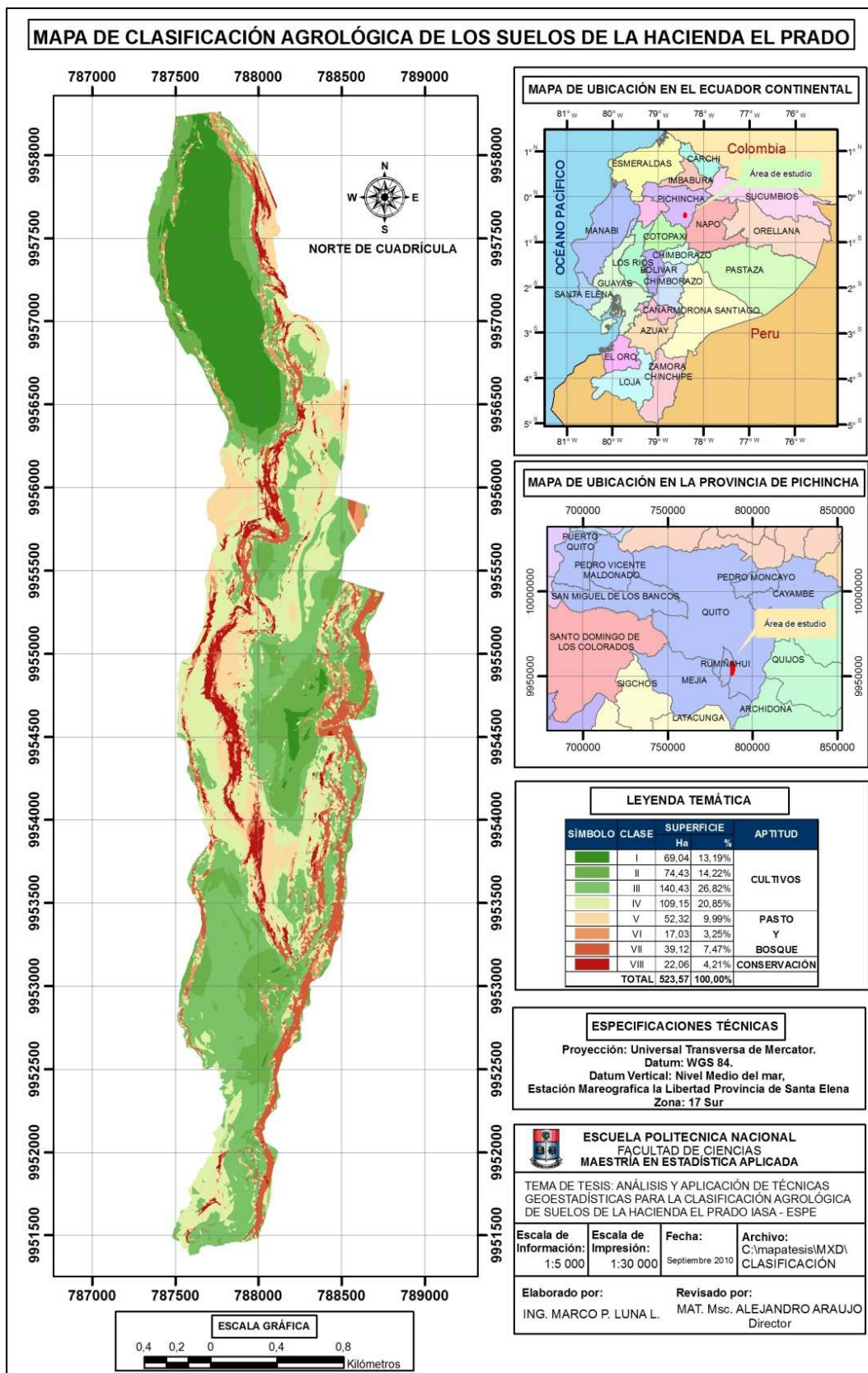


MAPA 4.17 Mapa de pendientes de la hacienda El Prado



Con este mapa y los mapas obtenidos anteriormente se realizó una suma de mapas y mediante el criterio de puntajes y clasificación explicado en la metodología, se obtuvo finalmente el mapa de clasificación agrológica de suelos de la hacienda El Prado IASA – ESPE.

MAPA 4.18 Mapa de la clasificación agrológica de los suelos de la hacienda El Prado



4.3 DESCRIPCIÓN E INTERPRETACIÓN DE LAS UNIDADES MAPEADAS.

La superficie abarcada por los suelos de Clase I es de 69,04 hectáreas; se encuentra ubicada en la parte norte de la hacienda y son los suelos en donde se realizan las actividades productivas a menor escala, orientadas específicamente a la enseñanza.

Los suelos pertenecientes a las Clases II, III y IV tienen un área total de 324,01 hectáreas, correspondiéndole a la Clase II una superficie de 74,43 hectáreas, a la Clase III 140,43 hectáreas y a la Clase IV una extensión de 109,15 hectáreas. Son terrenos que se los utiliza actualmente para la producción de cultivos como papa, cebada, trigo a mayor escala; parte de estos suelos también están siendo utilizados como pastizales de calidad, para abastecer el hato ganadero de la hacienda; estos suelos se encuentran ubicados en la parte sur y central de la hacienda El Prado.

Los suelos de Clases V, VI y VII tienen una extensión total de 108,47 hectáreas, de las cuales 52,32 hectáreas le corresponden a suelos de Clase V, la Clase VI tiene una superficie de 17,03 hectáreas y la Clase VII abarca una extensión de 39,12 hectáreas. Estos suelos actualmente tienen su uso en pastos y bosques y se encuentran ubicadas en los extremos oriental y occidental de la hacienda.

Los suelos aptos para la conservación se caracterizan por encontrarse en terrenos con fuertes pendientes; estos suelos pertenecen a la clase VIII y se encuentran abarcando un área total de 22,06 hectáreas.

CAPÍTULO 5

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

En la presente investigación se determinaron 18 unidades o conglomerados de suelos los cuales fueron comprobados en campo de manera empírica; por tanto se concluye que esta técnica estadística es adecuada para la clasificación de unidades de suelos con características similares, de tal manera que indica o señala los sitios en dónde se debería realizar el muestreo detallado del mismo, evitando tomar un mayor número de muestras. Se recomienda utilizar ésta técnica de manera adecuada, es decir que tenga sustento matemático, pues se pueden cometer errores de apreciación muy grandes, como inicialmente se lo hizo en esta investigación; específicamente para estos estudios se recomienda escoger como número óptimo de conglomerados a quien presente mayor diferencia significativa entre conglomerados realizando el análisis de varianza para varios números de centroides.

La hacienda El Prado posee terrenos aptos para cultivos ya sea a pequeña, mediana o gran escala, ya que los resultados arrojan que en un 75,08 % del total de la superficie de la hacienda los suelos pertenecen a las Clases I, II, III y IV.; para determinar si éstas áreas están siendo utilizadas correctamente se recomienda realizar un mapa de conflicto de suelos para determinar las áreas que están siendo mal aprovechadas.

Los diagramas de errores de la validación cruzada señalan que las estimaciones fueron mejor para aquellas variables que presentaron un menor coeficiente de variación, siendo por tanto los diagramas de errores de gran utilidad para orientar futuros planes de muestreo en la hacienda, las cuales deberían ejecutarse en aquellos sectores en donde se presentaron los mayores errores de estimación.

El análisis exploratorio de datos permitió detectar valores atípicos en algunas variables, se procedió a analizar y verificar estos datos antes de proceder a su eliminación.

La precisión en la predicción de las variables analizadas depende básicamente de la variabilidad de los datos como a valores muy altos de coeficientes de variación (> 30%) y a la presencia de valores atípicos.

Los valores de las variables potasio, potasio asimilable, magnesio, materia orgánica, sodio, fósforo asimilable y la profundidad del suelo, presentaron valores muy altos en el coeficiente de variación, mientras que los valores de las variables arcilla, arena, capacidad de intercambio catiónico, humedad equivalente y potencial hidrógeno presentaron en cambio valores medios a bajos en sus coeficientes de variación .

La mayor variabilidad la presentó el fósforo asimilable con un coeficiente de variación del 64,06 %, mientras que el menor valor lo tuvo el pH apenas con un 5,29%.

La variabilidad espacial de las propiedades del suelo como la capacidad de intercambio catiónico, humedad equivalente, potasio, potasio asimilable, magnesio, materia orgánica, pH y profundidad se adecúan al modelo matemático de variograma esférico, mientras que la arena, arcilla, sodio y fósforo asimilable se adecuan al modelo matemático de variograma exponencial.

El valor del rango o alcance de las variables analizadas varían desde 396 metros hasta 3600 metros, y resulta una buena medida para la determinación del número de muestras de suelo, ya que indica el radio de actuación donde los valores de las muestras son tan semejantes, que pueden estar correlacionadas.

La aplicación y uso de técnicas estadísticas y geoestadísticas permiten disminuir el número de toma de muestras y por consiguiente el costo de un levantamiento agrológico del suelo; por tanto, la combinación de técnicas estadísticas y geoestadísticas en el estudio de suelos es apropiada para estos tipos de investigaciones y se recomienda aplicar estas técnicas en futuros trabajos especialmente donde los datos presenten variabilidad espacial.

BIBLIOGRAFÍA

- Aguilar, J. (1998). Biodiversidad florística en tres áreas de la hacienda “El Prado”- I.A.S.A., Ecuador. Quito.
- Andrade, Santiago X., y Andrade Santiago A.(1999). Estudio detallado de suelos y levantamiento agrológico con fines de riego de la parte baja de la Hda. “El Prado” – I.A.S.A. Quito.
- Botero, P.J. (1970). Una metodología para el levantamiento de suelos. Medellín, Editorial CIAF.
- Carrión, H (2008). Guía Didáctica: Geología y Edafología. Universidad Técnica Particular de Loja. UTPL. Primera Edición.
- Clark, I. (1979). Practical Geostatistics .Editorial Applied Science Publishers, The California University. 129 p
- Cressie, N. A.C. (1993). Statistics for spatial data. New York. Editorial Wiley & Sons.
- Del Pozo, M.G. (2001). Manual de Manejo y Conservación de Suelos SECS. Quito.
- 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.
- Efron B (1982) The Jackknife, the Bootstrap and Other Resampling Plans.

CBMS-NSF Regional Conference Series in Applied Mathematics, Monograph 38, SIAM, Philadelphia.

Forclaz, M., Mazza, S. y Giménez, L. (2009). Clasificación de los sistemas de producción algodонера en la provincia del Chaco, mediante el uso de análisis de conglomerados. Buenos Aires. Red RIA. Revista de Investigaciones Agropecuarias

Gómez, K. A. y Gómez A.A. (1976). Statistical procedure for agricultural research with emphasis on rice. International Rice research (IRRI). Los Baños. Filipinas.

Giraldo, R. (1996). Geoestadística Aplicada a Datos Multivariados Provenientes del Monitoreo de las Aguas de la Ciénaga Grande de Santa Marta y el Complejo Pajarales, Caribe Colombiano. Bogotá. Tesis de Especialización en Estadística. Departamento de Estadística, Universidad Nacional de Colombia, 100 p.

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

González, M. (2002). Geoestadística aplicada a la clasificación de suelos para cultivos. Guayaquil.
http://www.space.espol.edu.ec/bitstream/123456789/5978/21/Tesis_Resumen.doc

Granda, L. y Guano, V. (1982). Levantamiento de suelos con fines de riego en el Campo Docente Experimental Rumipamba, Salcedo-Cotopaxi .

Universidad Central del Ecuador, Quito. Facultad de Ciencias Agrícolas. Quito (Ecuador). 161 p.

Matheron, G. (1971) The Theory of Regionalised Variables and its Applications. Cahier No. 5, Centre de Morphologie Mathématique de Fontainebleau,

Pedrosa, H. y Dicovski, L. (2007) Sistema de análisis estadístico con SPSS. Managua. IICA, INTA.

Salvador, M. (2001). Análisis de conglomerados o cluster. 5campus.org, Estadística.
<http://www.5campus.org/leccion/cluster>

Samper, F.J. y Carrera, J. (1990). Geoestadística. Aplicaciones a la Hidrogeología Subterránea. Barcelona.

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

Santamaría, M. y Malla, M. (2006). Notas sobre el manejo del software geoestadístico 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.

ANEXOS

ANEXO A

A.1 ANÁLISIS DE CONGLOMERADOS

Es una técnica eminentemente exploratoria puesto que en la mayoría de veces, no utiliza ningún tipo de modelo probabilístico para llevar a cabo el proceso de clasificación. Se la podría calificar como una técnica de aprendizaje no supervisado, es decir, una técnica muy adecuada para extraer información de un conjunto de datos sin imponer restricciones previas en forma de distribuciones de probabilidad o de modelos probabilísticos, al menos de forma explícita y, por ello, puede llegar a ser muy útil como una herramienta de elaboración de hipótesis acerca del problema considerado, sin imponer patrones o teorías previamente establecidas.

A.1.1 MEDIDAS DE PROXIMIDAD Y DE DISTANCIA

Una vez establecidas las variables y los objetos (o individuos) a clasificar el siguiente paso consiste en establecer una medida de proximidad o de distancia entre ellos que cuantifique el grado de similitud entre cada par de objetos.

A) Medidas de proximidad para variables cuantitativas

1) *Coficiente de congruencia*

$$crs = \frac{\sum_{j=1}^p x_{rj}x_{sj}}{\sqrt{\sum_{j=1}^p x_{rj}^2} \sqrt{\sum_{j=1}^p x_{sj}^2}}$$

que es el coseno del ángulo que forman los vectores $(x_{r1}, \dots, x_{rp})^t$ y $(x_{s1}, \dots, x_{sp})^t$.

2) *Coficiente de correlación*

$$rrs = \frac{\sum_{j=1}^p (x_{rj} - \bar{x}_r)(x_{sj} - \bar{x}_s)}{\sqrt{\sum_{j=1}^p (x_{rj} - \bar{x}_r)^2} \sqrt{\sum_{j=1}^p (x_{sj} - \bar{x}_s)^2}}$$

donde: \bar{x}_r y \bar{x}_s son respectivamente las medias de las variables r y s.

Si los objetos r y s son variables, rrs mide el grado de asociación lineal existente entre ambas.

B) Medidas de proximidad para datos binarios

En este caso se construyen, para cada par de objetos o individuos r y s, tablas de contingencia de la forma:

Objeto s\Objeto r	0	1
0	A	b
1	B	d

donde a = número de variables en las que los objetos r y s toman el valor 0, etc y $p = a+b+c+d$. Utilizando dichas tablas algunas de las medidas de semejanza más utilizadas son:

$$\text{Coeficiente de Jacard} = \frac{d}{b + c + d}$$

$$\text{Coeficiente de acuerdo simple} = \frac{a + d}{p}$$

C) Medidas para datos nominales y ordinales

Una generalización de las medidas anteriores viene dada por la expresión:

$$srs = \sum_{k=1}^p s_{rsk}$$

donde s_{rsk} es la contribución de la variable k-ésima a la semejanza total. Dicha contribución suele ser de la forma $1-d_{rsk}$ donde d_{rsk} es una distancia que suele

tener la forma $\delta_{k\ell m}$ siendo ℓ el valor del estado de la variable X_k en el r -ésimo objeto y X_m el del s -ésimo objeto.

En variables nominales suele utilizarse $\delta_{k\ell m} = 1$ si $\ell=m$ y 0 en caso contrario. En variables ordinales suele utilizarse medidas de la forma $|\ell-m|/r$ con $r>0$.

D) Medidas de distancia para variables cuantitativas

Las más utilizadas son:

- 1) Distancia euclídea y distancia euclídea al cuadrado

$$\sqrt{\sum_{j=1}^p (x_{rj} - x_{sj})^2} \quad \text{y} \quad \sum_{j=1}^p (x_{rj} - x_{sj})^2$$

- 2) Distancia métrica de Chebychev:

$$\max_i |x_{ri} - x_{si}|$$

- 3) Distancia de Manhattan:

$$\sum_{i=1}^p |x_{ri} - x_{si}|$$

- 4) Distancia de Minkowski:

$$\sqrt[q]{\sum_{i=1}^p (x_{ri} - x_{si})^q}$$

con $q \in \mathbb{N}$.

Todas estas distancias no son invariantes a cambios de escala por lo que se aconseja estandarizar los datos si las unidades de medida de las variables no son comparables. Si se quieren tener en cuenta las relaciones entre las

variables, se aconseja utilizar la distancia de Mahalanobis que viene dada por la forma cuadrática:

$$(X_r - X_s)^t S^{-1} (X_r - X_s)$$

donde $X_r = (x_{r1}, \dots, x_{rp})^t$ y $X_s = (x_{s1}, \dots, x_{sp})^t$

A.1.2 MÉTODOS DE CLASIFICACIÓN

Entre los muchos tipos de métodos que existen en la literatura cabe destacar los siguientes:

- *Jerárquicos*: en cada paso del algoritmo sólo un objeto cambia de grupo y los grupos están anidados en los de pasos anteriores. Si un objeto ha sido asignado a un grupo ya no cambia más de grupo
- *Repartición*: tienen un número de grupos, g fijado de antemano, como objetivo y agrupa los objetos para obtener los g grupos. Comienzan con una solución inicial y los objetos se reagrupan de acuerdo con algún criterio de optimalidad.
- *Métodos tipo Q*: son similares al análisis factorial y utilizan como información la matriz XX^t utilizando las variables como objetos y los objetos como variables.
- *Procedimientos de localización de modas*: agrupan los objetos en torno a modas con el fin de obtener zonas de gran densidad de objetos separadas unas de otras por zonas de poca densidad.
- *Métodos que permiten solapamiento*: permiten que los grupos tengan elementos en común.

ANEXO B

B.1. ESTUDIO DE SUELOS

Los estudios de suelos constituyen elementos básicos para determinar el uso apropiado de la tierra y del agua. Según el Soil Survey Manual (1951), existen tres clases de levantamiento de suelos: de reconocimiento, el semidetallado y el detallado. Sin embargo, el Centro Interamericano de Fotointerpretación de Colombia (1974), por la diversidad de ambientes que existen dentro de los países tropicales afirma que estos tres tipos convencionales no son suficientes, por lo que han diseñado las siguientes clases de levantamientos que son nombrados y acompañados por un número de orden: levantamiento muy detallado o de primer orden; detallado o de segundo orden; semidetallado o de tercer orden; general o cuarto orden; preliminar o quinto orden; y, exploratorio o de sexto orden.

El levantamiento de suelos se puede realizar a diferentes niveles de detalles, dependiendo del propósito, de la potencialidad de los suelos y de las condiciones de la zona (Elversen, 1974).

B.1.1 TAXONOMÍA DE SUELOS

Los suelos en el área de estudio, según la Soil Taxonomy (1975) y el Comité Internacional sobre la clasificación de los Andisoles (1983), en base a la descripción de los perfiles y sus análisis físicos y químicos se clasifican dentro de los órdenes: Entisol y Andisol, por lo que a continuación se describirá las principales características de los mismos.

B.1.1.1 Entisoles

Son suelos primarios que carecen de horizontes diagnósticos a menos que sea un epipedón ócrico o un horizonte álbico. Se encuentran en cualquier clima, en superficies geomórficas muy recientes y aún viejas, si el hombre ha perturbado recientemente los suelos hasta profundidades que los horizontes han sido destruidos o si los materiales parentales son resistentes a la alteración. Pueden hallarse en pendientes muy fuertes que están sufriendo erosión o sobre

abanicos aluviales y planos inundados donde los materiales recientemente erodados se han depositado. Según Luzuriaga (1996), más que decir que los entisoles son siempre suelos jóvenes, parece mejor anotar que carecen de horizontes bien desarrollados.

Buol *et. al.*, citado por Granda y Guano (1982), resumen en nueve puntos los factores involucrados en la génesis de estos suelos, los cuales pueden operar en diferente grado: Las varias formas de erosión pueden mover material superficial de un sitio a un ritmo rápido (pendientes fuertes). Los macro y micro climas xéricos, fríos o cálidos pueden limitar la cantidad y duración del movimiento del agua en el suelo. Saturación con agua o la inundación del suelo por períodos largos inhibe el desarrollo de horizontes.

Un tiempo demasiado corto desde la exposición del material parental a la acción de los factores de la formación de los suelos. Un cambio drástico en el factor biótico, puede iniciar la formación de un perfil de suelo diferente a partir del anterior, el cual puede servir como material parental.

La inercia pedológica de algunos materiales como la roca cuarcítica, prolonga el período de no diferenciación de horizontes. A través del proceso de acumulación se puede adicionar materiales nuevos a la superficie del suelo y esto puede ocurrir con mayor o menor velocidad que la de asimilación nueva dentro de un horizonte genético.

La inmovilización del plasma del suelo en materiales floculados ricos en carbonatos y en algunos sedimentos silícicos. La fertilidad muy baja y la toxicidad de algunos materiales iniciales para el crecimiento de las plantas limita la diferenciación biológica del perfil del suelo. Los subórdenes de los entisoles son los siguientes: Acuent, Arent, Fluvent, Orthent, Psamment.

B.1.1.2 Andisoles

Son suelos minerales que carecen de un horizonte diagnóstico argílico, nátrico, espódico u óxico a menos que éstos se encuentren enterrados a una profundidad de 50 cm o más, los cuales tienen materiales del suelo originario o dentro de los 25 cm de la superficie, en los cuales todos los subhorizontes tienen propiedades uniformes de suelos Andic o Vitric en los 35 cm de

espesor. El Comité Internacional sobre la Clasificación de Andisoles (1983) define las propiedades de los Suelos Vitric, como suelos que tienen más del 60% del volumen de suelo es ceniza volcánica, piedra pómez o materiales piroclásticos o más del 40% del peso de la fracción arena (0.05-2 mm) son vidrios volcánicos y tienen valores de Aluminio (en oxalato ácido) de 0.4% o más; o, de 0.3% o más en hidróxido de potasio.

La misma fuente define a los suelos Andic como materiales que tienen una densidad aparente de la fracción fina de suelo a 0.33 bares, menor a 0.9 g/cc y tiene valores de Aluminio (en oxalato ácido) de 2% o más; ó, de 1.5% o más en hidróxido de potasio. Presentan además valores de retención de fósforo mayores al 85%.

ANEXO C

C.1 INTERPRETACIÓN DE LA CAPACIDAD PRODUCTIVA DE LA TIERRA

La capacidad productiva se refiere a la adaptabilidad y el rendimiento de los cultivos y es de importancia para determinar el grado de aptitud de la tierra para riego. El valor de cualquier tierra depende considerablemente de su capacidad para producir en forma sostenida. Los principales factores que influyen en la capacidad productiva (excluyendo el manejo) son: condiciones climáticas, tales como distribución de las lluvias, temperatura y movimiento del aire; características del suelo, tales como textura, profundidad, alcalinidad, salinidad, permeabilidad y fertilidad; características topográficas, tales como posición de la tierra, pendiente y relieve; disponibilidad de agua, incluyendo cantidad y calidad; y, drenaje.

C.1.1 DESCRIPCIÓN DEL SUELO AGRÍCOLA.

Al analizar in situ una porción de suelo agrícola, se establece que el suelo está compuesto de dos partes, que son: la fisiográfica y la morfológica. La fisiografía es la parte externa, superficial, en la que se ve en definitiva las peculiaridades de la superficie del terreno, tales como: la pendiente, su pedregosidad, su vegetación, etc. La morfológica en cambio es la parte oculta, aquélla que no podemos ver si realizamos una excavación. Desde un punto de vista exclusivamente agrícola, interesa el estudio de las dos partes. La fisiografía nos da una idea de las labores agrícolas que se deben realizar en la superficie, y la morfológica nos da una idea del material edáfico con el que nos enfrentamos: propiedades Físicas, Químicas, y sus posibles correcciones.

C.1.2 MUESTREO DEL SUELO.

La identificación de las características de la superficie de un suelo agrícola, se lo realiza por medio de la toma de muestras, que consiste en la extracción de una porción de suelo de la superficie. A esa extracción en determinados sitios o puntos de la región estudiada la llamamos muestreo del suelo.

C.1.3 EL PERFIL DEL SUELO.

Los suelos están compuestos de diferentes capas, en diversas profundidades. Una sección vertical del suelo con la finalidad de descubrir su parte oculta, nos permite estudiar sus diferentes capas. A esta sección se la denomina perfil.

A las diferentes capas de un perfil se las denominan horizontes y a éstos se les designa las primeras letras del alfabeto.

El horizonte "A" es el que representa la capa más superficial del perfil y suele caracterizarse por poseer un alto contenido de materia orgánica. La parte media del perfil, suele ser más rica en arcilla y de color más claro que la superior, se la denomina horizonte "B" o suelo profundo.

A menudo, los horizontes "A" y "B" presentan subhorizontes (A00, A0, B1, B2, etc.) que no son más que particularidades de cada uno de ellos. Su nomenclatura, varía mucho en función de los autores, su nacionalidad y la escuela edafológica a la que pertenecen.

El horizonte "C" constituye en general la roca madre del suelo. Se dispone debajo del Solum y se extiende hasta la roca basal. Este horizonte puede ser muy espeso, delgado, o incluso no existir. El perfil del suelo incluye los horizontes "A", "B" y por lo menos la parte superior del "C", cuando este existe.

ANEXO D

D.1. DESCRIPCIÓN DE LOS PAQUETES INFORMÁTICOS Y ESTADÍSTICOS A UTILIZAR

D.1.1 STATISTICAL PACKAGE FOR THE SOCIAL SCIENCES (SPSS)

Es un programa estadístico informático muy usado en las ciencias sociales y las empresas de investigación. En la actualidad, la sigla se usa tanto para designar el programa estadístico como la empresa que lo produce. Originalmente SPSS fue creado como el acrónimo de *Statistical Package for the Social Sciences* ya que se está popularizando la idea de traducir el acrónimo como "Statistical Product and Service Solutions". Sin embargo, aunque realizando búsquedas por internet estas pueden llevar a la página web de la empresa, dentro de la página misma de la empresa no se encuentra dicha denominación.

Como programa estadístico es muy popular su uso debido a la capacidad de trabajar con bases de datos de gran tamaño. En la versión 12 es de 2 millones de registros y 250.000 variables. Además, de permitir la recodificación de las variables y registros según las necesidades del usuario. El programa consiste en un módulo base y módulos anexos que se han ido actualizando constantemente con nuevos procedimientos estadísticos.

SPSS for Windows 17 Incorpora aportes importantes como el ser multilinguaje, pudiendo cambiar de idioma en las opciones siempre que queramos. También incluye modificaciones en el editor de sintaxis de forma tal que resalta las palabras claves y comandos, haciendo sugerencias mientras se escribe. En este sentido se aproxima a los sistemas IDE que se utilizan en programación.

D.1.2 VARIOWIN 2.21

VARIOWIN se utiliza para el análisis espacial de datos y modelado del variograma en dos dimensiones. Consta de la siguiente colección de cuatro programas (archivos de extensión .exe) que deben ser ejecutados separadamente y en un cierto orden: Prevar2D, genera un archivo de distancias .pcf para todos los posibles pares de datos existentes en un archivo de datos de extensión .dat. Vario2D, utiliza el archivo de comparación de pares .pcf originado por el Prevar2D para hacer un análisis variográfico exploratorio en 2D. Model, permite realizar de manera interactiva el ajuste a un modelo teórico del variograma experimental obtenido previamente por Vario2D.

Grid Display, sirve para exhibir archivos de grilla (formato ASCII .grd) como mapas de pixels. Los archivos de datos para VARIOWIN requieren de un formato específico (Geo-EAS, Englund y Sparks, 1991), común a varios softwares estadísticos, con extensión .dat y con un máximo de ocho caracteres para su nombre, caso contrario éste será truncado.

El software VARIOWIN permite un análisis estructural completo de datos espaciales. Además del análisis gráfico, brinda en forma de tablas información numérica del análisis de estimaciones resultante del cálculo del variograma experimental y de la superficie de variograma, contribuyendo a una mejor elección del modelo y parámetros a ajustar.

Variowin está diseñado tanto para iniciar al principiante en el uso de los métodos geoestadísticos de una manera fácil, como para proporcionar al usuario experimentado suficiente potencia y flexibilidad para resolver problemas reales.

D.1.3 SURFER 8.0

Surfer es un programa de mapas de contorno y superficie programa de mapas 3D que se ejecuta en Microsoft Windows. Es rápido y fácilmente convierte los datos en variogramas, curvas de nivel, pendientes, superficies 3D, etc. Prácticamente todos los aspectos de los mapas se pueden personalizar para producir exactamente la presentación que se desea. Para el modelado de variogramas el sistema evalúa cuantitativamente la continuidad espacial de los datos. Los variogramas se pueden utilizar para seleccionar un modelo de variograma apropiado cuando el algoritmo de Kriging se acople al variograma experimental. Surfer utiliza una cuadrícula de variograma como una representación interna de los datos fundamentales y una vez que esta red se construye, cualquier variograma experimental se puede calcular de forma instantánea a variograma teórico.

D.1.4 ARCGIS 9.3

ArcGIS es el nombre de un conjunto de productos de software en el campo de los Sistemas de Información Geográfica o SIG. Producido y comercializado por ESRI, bajo el nombre genérico ArcGIS se agrupan varias aplicaciones para la captura, edición, análisis, tratamiento, diseño, publicación e impresión de información geográfica.

Arcgis 9.3 es una herramienta muy potente para manejo de sistemas de información geográfica. Con este Gis de ESRI nos posibilita la implementación de soluciones, a través de su comprometido desarrollo de las mejores herramientas de Sistemas de Información Geográfica. Arcgis 9.3 Provee mejoras en sus interfaces, soporte para diseño geográfico cartográfico sofisticado, herramientas avanzadas de modelado para análisis y soporte de CAD.

Arcgis 9.3 Constituye una familia escalable de productos cuya unión forma un Sistema de Información Geográfica Completo.

ArcGIS Desktop es la herramienta primaria usado por los profesionales del GIS para crear, modelar y usar la información geográfica. Está Disponible en tres niveles funcionales ArcView, ArcEditor y ArcInfo. ArcGIS Desktop integra una serie aplicaciones compresivos: ArcMap, ArcCatalogTM, ArcToolboxTM y ArcGlobeTM. Cada uno de las aplicaciones tiene un sistema rico de herramientas y funciones. ArcGIS Desktop puede también ser ampliado por una gama de extensiones opcionales que agregan especiales capacidades.

ArcGIS 9.3 Desktop añade capacidades importantes no ofrecidas anteriormente. ArcGIS 9.3 Desktop añade un marco de Geoprocesamiento comprensivo y el kit de herramientas para crear y ejecutar procedimientos SIG complejos. Otras señales incluyen anotación y textos mejorados e interoperabilidad con bases de datos geográficas.

ANEXO E

E.1 RESULTADO DEL ANÁLISIS DE CONGLOMERADOS

ANOVA PARA 16 CENTROIDES						
	Conglomerado		Error		F	Sig.
	Media cuadrática	gl	Media cuadrática	gl		
Drenaje	9,262	15	,039	515	239,484	,000
Textura	91,462	15	,000	515	.	.
Profundidad	50,623	15	,014	515	3551,770	,000
Mat_Org	16,227	15	,014	515	1138,531	,000
Rocosisdad	8,612	15	,102	515	84,666	,000
Graviliosidad	30,401	15	,000	515	.	.
Pedregosidad	28,859	15	,000	515	.	.

ANOVA PARA 17 CENTROIDES						
	Conglomerado		Error		F	Sig.
	Media cuadrática	gl	Media cuadrática	gl		
Drenaje	8,959	16	,030	514	296,980	,000
Textura	85,746	16	,000	514	.	.
Profundidad	47,918	16	,000	514	.	.
Mat_Org	15,672	16	,000	514	.	.
Rocosisdad	8,082	16	,102	514	79,505	,000
Graviliosidad	28,501	16	,000	514	.	.
Pedregosidad	27,055	16	,000	514	.	.

ANOVA PARA 18 CENTROIDES						
	Conglomerado		Error		F	Sig.
	Media cuadrática	gl	Media cuadrática	gl		
Drenaje	9,344	17	,000	513	.	.
Textura	80,702	17	,000	513	.	.
Profundidad	45,099	17	,000	513	.	.
Mat_Org	14,750	17	,000	513	.	.
Rocosisdad	7,648	17	,100	513	76,114	,000
Graviliosidad	26,824	17	,000	513	.	.
Pedregosidad	25,464	17	,000	513	.	.

ANOVA PARA 19 CENTROIDES						
	Conglomerado		Error		F	Sig.
	Media cuadrática	gl	Media cuadrática	gl		
Drenaje	8,825	18	,000	512	.	.
Textura	76,218	18	,000	512	.	.
Profundidad	42,593	18	,000	512	.	.
Mat_Org	13,931	18	,000	512	.	.
Rocosidad	7,438	18	,093	512	79,864	,000
Gravillosidad	25,334	18	,000	512	.	.
Pedregosidad	24,049	18	,000	512	.	.

ANOVA PARA 20 CENTROIDES						
	Conglomerado		Error		F	Sig.
	Media cuadrática	gl	Media cuadrática	gl		
Drenaje	8,360	19	,000	511	.	.
Textura	72,207	19	,000	511	.	.
Profundidad	40,352	19	,000	511	.	.
Mat_Org	13,197	19	,000	511	.	.
Rocosidad	7,426	19	,079	511	93,782	,000
Gravillosidad	24,001	19	,000	511	.	.
Pedregosidad	22,783	19	,000	511	.	.

ANOVA PARA 21 CENTROIDES						
	Conglomerado		Error		F	Sig.
	Media cuadrática	gl	Media cuadrática	gl		
Drenaje	7,942	20	,000	510	.	.
Textura	68,597	20	,000	510	.	.
Profundidad	38,334	20	,000	510	.	.
Mat_Org	12,537	20	,000	510	.	.
Rocosidad	7,191	20	,074	510	97,188	,000
Gravillosidad	22,801	20	,000	510	.	.
Pedregosidad	21,644	20	,000	510	.	.

Centros iniciales de los conglomerados								
	cluster	dren	text	prof	mat_org	rocos	gravill	pedreg
C O N G L O M E R A D O S	1	3	1	2	3	1	1	1
	2	3	6	3	2	2	3	3
	3	3	4	1	2	3	3	3
	4	3	6	4	3	2	1	3
	5	3	5	1	1	1	1	1
	6	3	5	5	2	2	3	3
	7	2	1	2	3	2	2	2
	8	3	3	2	3	2	3	3
	9	3	6	4	3	3	2	2
	10	3	2	4	2	3	3	3
	11	3	4	4	3	3	3	3
	12	2	3	3	3	1	1	1
	13	1	1	4	2	2	3	3
	14	2	6	4	3	3	3	3
	15	3	6	4	3	2	3	3
	16	3	4	2	2	2	2	2
	17	3	5	4	2	2	1	1
	18	2	4	2	2	2	3	1