

UNIVERSIDAD DE LEÓN

**Departamento de Tecnología Minera
Topográfica y de Estructuras**



**Optimización en la prospección de sondeos en Minería,
mediante técnicas de Geoestadística Multivariante**

Memoria Para optar al Grado de Doctor por la

Universidad de León

que presenta

Ángel Rojo Barreales

Bajo la dirección de:

Dr. Alfonso J. Méndez Cecilia, y Dr. Jaime Cifuentes Rodríguez

León, Noviembre de 2015

AFORISMOS

Entre dos modelos geoestadísticos, elegir el más simple.

Georges F.P.M. Matheron.(1930-2000), Matemático. Graduado en la Escuela de Minas de París, creador de la Geostatística e impulsor del Centro de Investigación de Geoestadística de la Escuela de Minas de París (1968), en Fontainebleau.

La evaluación de recursos mineros ha de ser realizado con didáctica y con dialéctica, entendiéndose por didáctica el arte de enseñar y por dialéctica el arte de razonar correctamente.

Marco Antonio Alfaro Sironvalle
Dr. En Geoestadística, por la Escuela de Minas de París
Catedrático Universitario.

En base a ésta última reflexión, el trabajo de esta tesis, la he dedicado para complementar la teoría contenida en los libros y la aplicación práctica, que ha de llevar a un conocimiento de las herramientas de trabajo que aplicamos en el tratamiento de los datos objeto de la investigación, respetando la realidad, base de la investigación científica.

El doctorando: Ángel Rojo Barreales, Ingeniero de Minas.

DEDICATORIA

Dedico esta tesis a mi Esposa María Teresa que con tanta pujanza me ha impulsado a culminar este trabajo, a mis hijas e hijo, y gran familia, para que sepan que en el quehacer diario de cualquier profesión si está hecha con dedicación y al servicio de los demás, será una fuente de enriquecimiento, para la sociedad.

AGRADECIMIENTOS

Una tesis doctoral, aparte de la exigencia en la constancia del trabajo y por tanto del esfuerzo personal, también supone un agradecimiento a los que con su apoyo y observaciones a lo largo del trabajo han contribuido a la finalización de la misma.

Quiero agradecer en primer lugar a los directores de esta tesis, Dr. Alfonso J. Méndez Cecilia catedrático de la Universidad de León, y al Dr. Jaime Cifuentes Rodríguez, profesor de la Universidad de León.

También quiero agradecer a los Dres. que a lo largo de los estudios de doctorado, han contribuido a tener un alto nivel en la realización de los distintos trabajos, en especial al Dr. Eduardo García Meléndez, a la Dra. Montserrat Ferrer Julia por su pedagogía en la enseñanza y manejo del ArcGIS, a la profesora de la Universidad de León, M. Nuria Fernández Palomares, por las facilidades ofrecidas en el *software*, necesario para esta investigación.

Así mismo quiero expresar mi agradecimiento al Dr. Julio Viejo Díez, profesor de la Universidad de León, compañero a lo largo de los estudios de doctorado, por el empuje y ánimos a que finalizara esta tesis.

También he de expresar un agradecimiento al Dr. José M^a. Toyos Saénz de Miera por sus observaciones en temas geológicos. Al Dr. Eugenio Roanes Lozano, Catedrático de la UCM, por sus sugerencias en funciones de Maple. A la Dra. Isobel Clark, que con sus libros sobre geoestadística, ha sido maestra en el manejo de esta disciplina. Al Dr. Marco Antonio Alfaro Sironvalle, catedrático de Universidad, que con sus textos, ha aportado enseñanza pedagógica, en esta especialidad. Asimismo a la empresa UMINSA (Unión Minera S.A.), por los datos facilitados para el caso real de explotación.

Vaya mi agradecimiento más sincero a todos.

INDICE

AFORISMOS	I
DEDICATORIA	III
AGRADECIMIENTOS	V
RESUMEN	X
SUMMARY	XI
LISTA DE ACRÓNIMOS	XII
INDICE DE FIGURAS	XIV
ÍNDICE DE TABLAS	XXIII
1. INTRODUCCIÓN Y OBJETIVOS	1
1.1 Introducción.	1
1.2 Situación y características geológicas del área de estudio.	4
1.2.1 Situación geológica.....	4
1.2.2 Rasgos geológicos.....	4
1.2.3 Estratigrafía.....	4
1.2.4 Tectónica.....	9
1.3 Aplicación del Software en el cálculo de reservas.....	10
1.4 Didáctica para la enseñanza.	11
1.5 Objetivos.	12
2 ESTADO DEL ARTE	13
2.1 Métodos clásicos.	13
2.2 Método geoestadístico.....	15

3	METODOLOGÍA	21
3.1	Herramientas.	21
3.2	Elementos de análisis geoestadístico.....	21
3.3	Análisis.....	31
3.3.1	<i>Análisis exploratorio de datos.</i>	31
3.3.2	<i>Estimación</i>	31
3.3.3	<i>Modelo teórico.</i>	31
3.3.4	<i>Validación del modelo.</i>	31
4	HIPÓTESIS DE CÁLCULO.....	35
4.1	Hipótesis 1, evaluación geoestadística del cálculo de reservas, con mallado de 300x300 m	35
4.1.1	<i>Base de datos hipótesis 1.</i>	35
4.1.2	<i>Representación espacial georeferenciada de los sondeos.</i>	36
4.1.3	<i>Histogramas.</i>	37
4.1.4	<i>Análisis espacial.</i>	46
4.1.5	<i>Semivariogramas.</i>	49
4.1.6	<i>Análisis multivariante.</i>	64
4.1.7	<i>Cálculo de Reservas de la capa.</i>	66
4.2	Hipótesis 2, evaluación geoestadística del cálculo de reservas, con mallado de 300x450 m	71
4.2.1	<i>Base de datos hipótesis 2.</i>	71
4.2.2	<i>Representación espacial georeferenciada de los sondeos.</i>	71
4.2.3	<i>Histogramas.</i>	72
4.2.4	<i>Análisis espacial.</i>	81
4.2.5	<i>Semivariogramas:</i>	84
4.2.6	<i>Análisis multivariante.</i>	99
4.2.7	<i>Cálculo de Reservas de la capa.</i>	101
4.3	Hipótesis 3, evaluación geoestadística del cálculo de reservas, con mallado de 450x500 m	106
4.3.1	<i>Base de datos hipótesis 3.</i>	106
4.3.2	<i>Representación espacial georeferenciada de los sondeos.</i>	106
4.3.3	<i>Histogramas.</i>	107
4.3.4	<i>Análisis espacial.</i>	116
4.3.5	<i>Semivariogramas:</i>	119
4.3.6	<i>Análisis multivariante.</i>	134
4.3.7	<i>Cálculo de Reservas de la capa.</i>	136
4.4	Aplicación práctica del cálculo de reservas, en una explotación real.	141

4.4.1	<i>Base de datos de los sondeos realizados indiscriminadamente.....</i>	<i>141</i>
4.4.2	<i>Representación espacial georeferenciada de los sondeos.....</i>	<i>141</i>
4.4.3	<i>Histogramas.....</i>	<i>142</i>
4.4.4	<i>Análisis espacial.....</i>	<i>151</i>
4.4.5	<i>Semivariogramas.....</i>	<i>154</i>
4.4.6	<i>Análisis multivariante.....</i>	<i>169</i>
4.4.7	<i>Cálculo de Reservas de la capa.....</i>	<i>171</i>
5	ANÁLISIS DE RESULTADOS.....	177
6	CONCLUSIONES E INVESTIGACIONES FUTURAS.....	183
7	BIBLIOGRAFÍA.....	185
	ANEXO I.1 BASE DE DATOS HIPÓTESIS 1.....	191
	ANEXO I.2 BASE DE DATOS HIPÓTESIS 2.....	194
	ANEXO I.3 BASE DE DATOS HIPÓTESIS 3.....	197
	ANEXO I.4 BASE DE DATOS EXPLOTACIÓN REAL.....	199

RESUMEN

En esta tesis, se ha supuesto que para llevar a efecto una explotación minera, una buena planificación de los sondeos con recuperación de testigo continuo, previos a la evaluación de las reservas, puede realizarse mediante un tratamiento geoestadístico, a partir de los datos obtenidos de las distintas variables de estudio: potencia de la capa, contenido de azufre, poder calorífico, contenido en cenizas, cotas de techo y de muro de la capa o capas a investigar.

Se han realizado tres hipótesis de distintos mallados para la realización de los sondeos, y una aplicación práctica, de una explotación real, donde los sondeos fueron hechos indiscriminadamente, obteniéndose datos de potencia real de la capa atravesada y sus contenidos de azufre, cenizas y poder calorífico, en una superficie de investigación equivalente a 8.745.550 m².

El procedimiento seguido en esta investigación tendente a minimizar el número de los sondeos requeridos para la evaluación de las reservas, se pueden resumir en los siguientes apartados:

1. Un análisis de la variabilidad de la potencia de la capa de carbón.
2. Una georeferenciación de los sondeos, en los distintos mallados de las tres hipótesis planteadas, así como de la explotación real para su posterior tratamiento geoestadístico.
3. Una evaluación de reservas de la capa de carbón, tanto desde el estudio de la potencia de la capa, como desde las variables cota de techo y cota de muro.
4. Una metodología didáctica de estudio anisotrópico.
5. Una representación espacial tridimensional georeferenciada de la capa a investigar, con identificación de las distintas variables de estudio, mediante el *software* ArcScene.
6. Un análisis, sobre la metodología de la validación cruzada, en lo que respecta a las cotas de techo y de muro de la capa de carbón investigada, así como de cualquier otra variable de estudio.
7. Un análisis entre las hipótesis y la explotación real en cuanto a evaluación de reservas.

SUMMARY

In this thesis, it has been assumed that in order to mining, good planning of the drills with recovery of witness, prior to the evaluation of the reserves, can be done through a geostatistical treatment, with data obtained from the different variables of study: power coating, sulphur, ash content, calorific power dimensions of ceiling and wall of the layer or layers to investigate.

Having made three hypothesis, of different rifted for conducting the drills, and a practical application, of a farm, where the polls were made indiscriminately, resulting in, a set of data of the real power for the crossed layer, and its content in sulphur, ash and its calorific power, on a 8.745.550 m² equivalent research surface.

The procedure followed in this research which main goal is to minimize the number of drills required for the evaluation of the reserves, can be summarized in the following sections:

1. An analysis of the variability of the layer of coal power.
2. Georeferencing of the drills, in the different meshes of the three hypotheses raised, as well as the real exploitation for its subsequent geostatistical treatment.
3. An evaluation of the reserves of the coal-bed, both from the study of the power of the coating, as well as the variables dimension of wall and ceiling.
4. An academic methodology for the anisotropic study.
5. A georeferenced three-dimensional spatial representation of the layer to investigate, identifying the different variables of study, using *software* ArcScene.
6. An analysis, on the methodology of cross-validation, regarding the dimensions of ceiling and carbon layer wall investigated, as well as any variable of study.
7. An analysis between the hypothesis and the actual exploitation in terms of evaluation of reserves.

LISTA DE ACRÓNIMOS

a	Alcance de la función semivariograma.
a_1	Semieje mayor de la elipse de anisotropía.
a_2	Semieje menor de la elipse de anisotropía.
ASE	Media de los errores estándar.
Az	Contenido de azufre en la antracita, expresada en %.
C+ C ₀	Meseta o Sill, Varianza.
C ₀	Efecto pepita, Nugget.
Ce	Contenido de cenizas en la antracita, expresada en %.
CV	Coefficiente de variación.
ED50	European Datum 1950.
h	Distancia entre muestras.
H 29N	Huso 29 Norte.
H ₀	Hipótesis nula, igual a ...
H ₁	Hipótesis no nula, no igual a ...
IGME	Instituto Geológico Minero de España.
IRQ	Rango Intercuartílico.
Lag	Distancia entre muestras.
Mjul	Nombre en la base de datos, del poder calorífico de la antracita en Mj
MSE	Error medio estandarizado.
NG	Norte Geográfico.
NO	Noroeste.
Nombre_s	Denominación asignada al sondeo.
Pcapa	Potencia real de la capa en m
Prof_A_Techo	Profundidad en m desde la embocadura del sondeo en la superficie del terreno, hasta la capa del techo de la antracita.
r	Coefficiente de correlación.
R ²	Coefficiente de determinación.
RMSS	Raiz del error medio cuadrático estandarizado.
RS	Raiz cuadrada de la media estandarizada.
s	Desviación estándar o típica.
SE	Sureste.
SIG	Sistema de Información Geográfica.
St	Desviación estándar.
TIN	Triangulated Irregular Network (red irregular de triángulos).
UCM	Universidad Complutense de Madrid.
UTM	Universal Transversa de Mercator.
X	Coordenada x de los sondeos en m, datos ED50 UTM huso 29N.
x_t	Valor de abscisa de la transformación isotrópica.
Y	Coordenada y de los sondeos en m, datos ED50 UTM huso 29N.
y_t	Valor de ordenada de la transformación isotrópica.
Z	Coordenada z de los sondeos en m, datos ED50 UTM huso 29N.
ZC	Zona Central.
Zm	Cota en m correspondiente al muro de la capa de antracita.
Zs	Coordenada z de los sondeos en m, datos ED50 UTM huso 29N.
Zt	Cota en m correspondiente al techo de la capa de antracita.

$\gamma(h)$	Función semivariograma.
λ	Relación de anisotropía.
μ	Media (mean), de un conjunto de datos.
φ	Ángulo formado por el eje X y semieje mayor, elipse anisotrópica.

INDICE DE FIGURAS

1.1. Situación geográfica de la zona de estudio, gran corta de Fabero.....	1
1.2. Según Colmenero et al. (2008).....	2
1.3. Según Colmenero et al. (2008).....	3
1.4. Estratigrafía, según Colmenero et al. (2008).....	5
1.5. Mapa geológico y Minero de Castilla y León (SIEMCALSA, 2008), con coordenadas de dos sondeos en la zona de estudio.....	6
1.6. Mapa geológico y corte II-II' de la zona de estudio, (tomado de la hoja 126 Vega de Espinareda, Mapa Geológico de España, E: 1:50.000, Pérez-Estaún et al., 1978).	8
1.7. Esquema estructural del bloque de Fabero, Fernández García, et al, (1984), y tres sondeos de la explotación real.....	9
1.8. Información de un punto de sondeo, y detalle del contenido de sus variables de estudio, vista de S-N.....	11
1.9. Imagen Estereoscópica vista de N-S. Los distintos colores de las capas, corresponden a isovalores de altitud.....	12
3.2.1. Modelos Lineal y potencial, de semivariograma.....	22
3.2.2. Modelos Exponencial y Gaussiano, de semivariograma.....	23
3.2.3. Modelo Esférico o de Matheron, de semivariograma.	23
3.2.4. Modelo Efecto Hole y mezcla Paddington, de semivariograma.	24
3.2.5. Componentes de un Semivariograma, modelo esférico.	24
3.2.6. Muestra de pepitas de oro.....	25
3.2.7. Ejemplo de Semivariograma experimental en azul de la variable de estudio P _{capa} , y ajuste a una función polinómica de cuarto grado.	25
3.2.8. Elipse de anisotropía, y ejes de coordenadas originales (x, y). Circunferencia con coordenadas (xt,yt), de la transformada isotrópica.	26
3.2.9. Semivariograma, mostrando anisotropía en la dirección del eje mayor de la elipse, con un ángulo de 13°, respecto del eje vertical Y.....	27
3.2.10. Semivariograma, mostrando anisotropía en la dirección del eje menor de la elipse, en un ángulo de 103° respecto del eje vertical Y.....	28
3.2.11. Distintos semivariogramas agrupados desde el menor alcance, hasta el de mayor alcance, consecuencia de la anisotropía.....	28
3.2.12. Semivariograma isotrópico, en modelo esférico.	29
3.2.13. Semivariograma, mostrando anisotropía zonal.	30
3.2.14. Nodos y aristas de un TIN.....	32
4.1.1. Coordenadas X,Y de los sondeos, mallado 300x300 m con dos diagonales, a escala 1:50.000.	36
4.1.2. Histograma para la variable P _{capa}	37
4.1.3. Relación de la variable P _{capa} , respecto de la distribución Normal.	37

4.1.4. Histograma para la variable Mjul.	38
4.1.5. Relación de la variable Mjul, respecto de la distribución Normal.	39
4.1.6. Histograma para la variable Az.	40
4.1.7. Relación de la variable Az, respecto de la distribución Normal.	40
4.1.8. Histograma para la variable Ce.	41
4.1.9. Relación de la variable Ce, respecto de la distribución Normal.....	42
4.1.10. Histograma para la variable Zt.	43
4.1.11. Relación de la variable Zt, respecto de la distribución Normal.	43
4.1.12. Histograma para la variable Zm.	44
4.1.13. Relación de la variable Zm, respecto de la distribución Normal.	45
4.1.14. Función densidad acumulativa y función de acumulación decreciente de la variable Pcapa.	46
4.1.15. Representación de la superficie media, de la variable Pcapa, con sus coordenadas ED50 UTM, huso29N, X, Y.....	48
4.1.16. Representación del plano medio de regresión lineal, y planos de regresión lineal más una desviación estándar $s = \pm 0.074636$, de la variable Pcapa, con sus coordenadas X, Y, ED50 UTM, huso 29N.....	48
4.1.17. Semivariograma por kriging ordinario, función modelo esférico con anisotropía, para la variable Pcapa. A: considerando la anisotropía en todas las direcciones. B: en la dirección de 19.5°. C: elipse de anisotropía y ángulo de 19.5°, respecto del N.	50
4.1.18. Semivariograma por kriging ordinario, función exponencial con anisotropía, para la variable Pcapa. A: considerando la anisotropía en todas las direcciones. B: en la dirección de 85.6°. C: elipse de anisotropía y ángulo de 85.6°, respecto del N.	51
4.1.19. Semivariograma por kriging ordinario, función Gauss con anisotropía, para la variable Pcapa. A: considerando la anisotropía en todas las direcciones. B: en la dirección de 48.5°. C: círculo isotrópico y ángulo de 48.5°, respecto del N.	52
4.1.20. Mapa de isovalores. A: por kriging ordinario, función modelo Esférico con anisotropía. B: por kriging ordinario, función exponencial con anisotropía, para la variable Pcapa.	53
4.1.21. Mapa de isovalores, por kriging ordinario, función Gauss con anisotropía, para la variable Pcapa.	54
4.1.22. Mapa de predicción de errores estándar. A: interpolación por Kriging Ordinario, Función Esférico con anisotropía. B: interpolación por Kriging Ordinario, Función Exponencial con anisotropía. Variable Pcapa.....	55
4.1.23. Mapa de predicción de errores estándar interpolación por Kriging Ordinario Función Gauss con anisotropía. Variable Pcapa.	56
4.1.24. Representación georeferenciada con sus valores de variables, Zs en superficie, Zt, Zm. A: vista S-N. En superficie mapa de situación	

geográfica del terreno. B: vista N-S. En superficie mapa geológico zona de investigación, con visualización de fallas y un sinclinal.....	57
4.1.25. Semivariograma por kriging ordinario, función modelo esférico con anisotropía, para la variable Mjul.	58
4.1.26. A: Mapa de isovalores, por kriging ordinario, función modelo Esférico con anisotropía. B: Mapa de predicción de errores estándar. Variable Mjul.....	59
4.1.27. Semivariograma por kriging ordinario, función modelo esférico con anisotropía. Variable Az.	60
4.1.28. A: Mapa de isovalores, por kriging ordinario, función modelo Esférico con anisotropía, B: Mapa de predicción de errores estándar. Variable Az.....	61
4.1.29. Semivariograma por kriging ordinario, función modelo Esférico con anisotropía, para la variable Ce.	62
4.1.30. A: Mapa de isovalores, por kriging ordinario, función esférico con anisotropía. B: Mapa de predicción de errores estándar. Variable Ce.....	63
4.1.31. Representación de la correlación entre Az en la antracita, y las variables relacionadas Mjul, Ce, y dos planos paralelos al plano medio con una separación $s = \pm 0.02567$	65
4.1.32. Representación de la correlación entre Mjul de la antracita, y las variables relacionadas, Pcapa, Az, y dos planos paralelos al plano medio de regresión en una posición $s = \pm 0.0799375$	65
4.1.33. Superficie TIN de la variable Pcapa, e isovalores.	66
4.1.34 A: Superficie TIN de la variable Zt. B: Superficie TIN de la variable Zm con sus isovalores.....	67
4.1.35. Ampliación del contorno externo en amarillo, para el cálculo de reservas probables.....	68
4.1.36. Zona de expansión dirección S, S-E, para el cálculo de reservas posibles. Leyenda mapa geológico de Figura 1.6.....	69
4.1.37. Ampliación del contorno externo en azul, para el cálculo de reservas posibles.	69
4.2.1. Coordenadas X,Y de los sondeos, mallado 300x450 m, a escala 1:50.000.	71
4.2.2. Histograma para la variable Pcapa.	72
4.2.3. Relación de la variable Pcapa, respecto de la distribución Normal.	72
4.2.4. Histograma para la variable Mjul.	73
4.2.5. Relación de la variable Mjul, respecto de la distribución Normal.	74
4.2.6. Histograma para la variable Az.	75
4.2.7. Relación de la variable Az, respecto de la distribución Normal.	75
4.2.8. Histograma para la variable Ce.	76
4.2.9. Relación de la variable Ce, respecto de la distribución Normal.....	77
4.2.10. Histograma para la variable Zt.	78
4.2.11. Relación de la variable Zt, respecto de la distribución Normal.	78

4.2.12. Histograma para la variable Z_m .	79
4.2.13. Relación de la variable Z_m , respecto de la distribución Normal.	80
4.2.14. Función densidad acumulativa y función de acumulación decreciente de la variable P_{capa} .	81
4.2.15. Representación de la superficie media, de la variable P_{capa} , con sus coordenadas ED50 UTM, huso29N, X, Y.	83
4.2.16. Representación del plano medio de regresión lineal y regresión cúbica, de la variable P_{capa} , con sus coordenadas ED50 UTM, huso29N, X, Y.	83
4.2.17. Semivariograma por kriging ordinario, función modelo esférico con anisotropía, para la variable P_{capa} . A: considerando la anisotropía en todas las direcciones. B: en la dirección de 11.3° . C: elipse de anisotropía y ángulo de 11.3° , respecto del N.	85
4.2.18. Semivariograma por kriging ordinario, función exponencial con anisotropía, para la variable P_{capa} . A: considerando la anisotropía en todas las direcciones. B: en la dirección de 9.8° . C: elipse de anisotropía y ángulo de 9.8° , respecto del N.	86
4.2.19. Semivariograma por kriging ordinario, función Gauss con anisotropía, para la variable P_{capa} . A: considerando la anisotropía en todas las direcciones. B: en la dirección de 90.9° . C: elipse de anisotropía y ángulo de 90.9° , respecto del N.	87
4.2.20. Mapa de isovalores. A: kriging ordinario, función modelo Esférico con anisotropía, B: kriging ordinario, función exponencial con anisotropía. Variable P_{capa} .	88
4.2.21. Mapa de isovalores, kriging ordinario, función Gauss con anisotropía. Variable P_{capa} .	89
4.2.22. Mapa de predicción de errores estándar. A: interpolación por Kriging Ordinario, Función Esférico con anisotropía. B: interpolación por Kriging Ordinario, Función Exponencial con anisotropía. Variable P_{capa} .	90
4.2.23. Mapa de predicción de errores estándar interpolación por Kriging Ordinario Función Gauss con anisotropía. Variable P_{capa} .	91
4.2.24. Representación georeferenciada con sus valores de variables, Z_s en superficie, Z_t , Z_m . A: vista S-N. En superficie mapa de situación geográfica del terreno. B: vista N-S. En superficie mapa geológico zona de investigación, con visualización de fallas y un sinclinal.	92
4.2.25. Semivariograma por kriging ordinario, función modelo esférico con anisotropía Variable M_{jul} .	93
4.2.26. A: Mapa de isovalores, por kriging ordinario, función modelo Esférico con anisotropía, B: Mapa de predicción de errores estándar. Variable M_{jul} .	94
4.2.27. Semivariograma por kriging ordinario, función modelo esférico con anisotropía, para la variable A_z .	95

4.2.28. A: Mapa de isovalores, por kriging ordinario, función modelo Esférico con anisotropía. B: Mapa de predicción de errores estándar. Variable Az.....	96
4.2.29. Semivariograma por kriging ordinario, función modelo Esférico con anisotropía. Variable Ce.	97
4.2.30. A: Mapa de isovalores por kriging ordinario, función esférico con anisotropía. B: Mapa de predicción de errores estándar. Variable Ce.....	98
4.2.31. Representación de la correlación entre Az, y las variables relacionadas Mjul y Ce, y dos planos paralelos al plano medio de regresión, con una separación $s = \pm 0.0323678$	100
4.2.32. Representación de la correlación entre Mjul, y las variables relacionadas, Pcapa y Az, y dos planos paralelos al plano medio de regresión en una posición $s = \pm 0.086849$	100
4.2.33. Superficie TIN, de la variable Pcapa.	101
4.2.34. A:Superficie TIN, de la variable Zt. B: Superficie TIN, de la variable Zm.....	102
4.2.35. Ampliación del contorno externo en amarillo, para el cálculo de reservas probables.....	103
4.2.36. Zona de expansión dirección S, S-E, para el cálculo de reservas posibles. Leyenda mapa geológico de Figura 1.6.....	104
4.2.37. Ampliación del contorno externo en azul, para el cálculo de reservas posibles.	104
4.3.1. Coordenadas X,Y de los sondeos, mallado 450x500 m, a escala 1:50.000.	106
4.3.2. Histograma de la variable Pcapa.	107
4.3.3. Relación de la variable Pcapa, respecto de la distribución Normal.	107
4.3.4. Histograma de la variable, Mjul.	108
4.3.5. Relación de la variable Mjul, respecto de la distribución Normal.	109
4.3.6. Histograma de la variable, Az.	110
4.3.7. Relación de la variable Az, respecto de la distribución Normal.	110
4.3.8. Histograma de la variable Ce.	111
4.3.9. Relación de la variable Ce, respecto de la distribución Normal.....	112
4.3.10. Histograma de la variable Zt.	113
4.3.11. Relación de la variable Zt, respecto de la distribución Normal.	113
4.3.12. Histograma para la variable Zm.	114
4.3.13. Relación de la variable Zm, respecto de la distribución Normal.	115
4.3.14. Función densidad acumulativa y función de acumulación decreciente de la variable Pcapa.	116
4.3.15. Representación de la superficie media, de la variable Pcapa, con sus coordenadas ED50 UTM, huso29N, X, Y.....	118
4.3.16. Representación del plano medio de regresión lineal y regresión cúbica, y planos de regresión lineal con una desviación estándar $s =$	

+0.0916241 y 2*s de la variable Pcapa, con sus coordenadas ED50 UTM, huso29N, X, Y.	118
4.3.17. Semivariograma por kriging ordinario, función modelo esférico con anisotropía, para la variable Pcapa. A: considerando la anisotropía en todas las direcciones. B: en la dirección de 9.7°. C: elipse de anisotropía y ángulo de 9.7°, respecto del N.	120
4.3.18. Semivariograma por kriging ordinario, función exponencial con anisotropía, para la variable Pcapa, A: considerando la anisotropía en todas las direcciones. B: en la dirección de 9.7°. C: elipse de anisotropía y ángulo de 9.7°, respecto del N.	121
4.3.19. Semivariograma por kriging ordinario, función Gauss con anisotropía, para la variable Pcapa. A: considerando la anisotropía en todas las direcciones. B: en la dirección de 19.2°. C: elipse de anisotropía y ángulo de 19.2°, respecto del N.	122
4.3.20. Mapa de isovalores. A: kriging ordinario, función modelo Esférico con anisotropía. B: kriging ordinario, función exponencial con anisotropía. Variable Pcapa.	123
4.3.21. Mapa de isovalores, por kriging ordinario, función Gauss con anisotropía. Variable Pcapa.	124
4.3.22. Mapa de predicción de errores estándar A: interpolación por Kriging Ordinario, Función Esférico con anisotropía. B: por Kriging Ordinario, Función Exponencial con anisotropía. Variable Pcapa.....	125
4.3.23. Mapa de predicción de errores estándar interpolación por Kriging Ordinario Función Gauss con anisotropía. Variable Pcapa.	126
4.3.24. Representación georeferenciada con sus valores de variables, Zs en superficie, Zt, Zm. A: vista S-N. En superficie mapa de situación geográfica del terreno. En blanco plano horizontal en cota de 550 m; B: vista N-S en superficie mapa geológico zona de investigación, con visualización de fallas y un sinclinal.	127
4.3.25. Semivariograma por kriging ordinario, función modelo esférico con anisotropía. Variable Mjul.	128
4.3.26. A: Mapa de isovalores, por kriging ordinario, función modelo Esférico con anisotropía. B: Mapa de predicción de errores estándar. Variable Mjul.....	129
4.3.27. Semivariograma por kriging ordinario, función modelo esférico con anisotropía. Variable Az.	130
4.3.28. A: Mapa de isovalores, por kriging ordinario, función modelo Esférico con anisotropía. B: Mapa de predicción de errores estándar. Variable Az.....	131
4.3.29. Semivariograma por kriging ordinario, función modelo Esférico con anisotropía. Variable Ce.	132

4.3.30. A: Mapa de isovalores, por kriging ordinario, función modelo Esférico con anisotropía. B: Mapa de predicción de errores estándar. Variable Ce.	133
4.3.31. Representación de la correlación entre Az, y las variables relacionadas Mjul y Ce, y dos planos paralelos al plano medio de regresión, con una separación $s = \pm 0.031206$	135
4.3.32. Representación de la correlación entre Mjul y las variables relacionadas, Pcapa y Az, y dos planos paralelos al plano medio de regresión, con una separación $s = \pm 0.08499$	135
4.3.33. Superficie TIN, de la variable Pcapa, e isovalores.....	136
4.3.34. A:Superficie TIN, de la variable Zt. B: Superficie TIN, de la variable Zm, con sus isovalores.....	137
4.3.35. Ampliación del contorno externo en amarillo, para el cálculo de reservas probables.....	138
4.3.36. Zona de expansión dirección S, S-E, para el cálculo de reservas posibles. Leyenda mapa geológico de Figura 1.6.....	139
4.3.37. Ampliación del contorno externo en azul, para el cálculo de reservas posibles.	139
4.4.1. Coordenadas X,Y de los sondeos realizados indiscriminadamente, a escala 1:50.000.	141
4.4.2. Histograma para la variable Pcapa de la antracita.....	142
4.4.3. Relación de la variable Pcapa, respecto de la distribución Normal.	142
4.4.4. Histograma para la variable Mjul.	143
4.4.5. Relación de la variable Mjul, respecto de la distribución Normal.	144
4.4.6. Histograma para la variable Az.	145
4.4.7. Relación de la variable Az, respecto de la distribución Normal.	145
4.4.8. Histograma para la variable Ce.	146
4.4.9. Relación de la variable Ce, respecto de la distribución Normal.....	147
4.4.10. Histograma para la variable Zt.	148
4.4.11. Relación de la variable Zt, respecto de la distribución Normal.	148
4.4.12. Histograma para la variable Zm.	149
4.4.13. Relación de la variable Zm, respecto de la distribución Normal.	150
4.4.14. Función densidad acumulativa y función de acumulación decreciente de la variable Pcapa.	151
4.4.15. Representación de la superficie media, de la variable Pcapa, con sus coordenadas ED50 UTM, huso29N, X, Y. Los puntos representan Pcapa, en cada sondeo.	153
4.4.16. Representación del plano de regresión lineal, y plano con $s = +0.235789$, para la variable Pcapa, con sus coordenadas ED50 UTM, huso 29N, X, Y.	153
4.4.17. Semivariograma por kriging ordinario, función modelo esférico con anisotropía, para la variable Pcapa. A: considerando la anisotropía en	

todas las direcciones. B: en la dirección de 13°. C: elipse de anisotropía y ángulo de 13°, respecto del N.	155
4.4.18. Semivariograma por kriging ordinario, función exponencial con anisotropía, para la variable Pcapa. A: considerando la anisotropía en todas las direcciones. B: en la dirección de 175.8°. C: elipse de anisotropía y ángulo de 175.8°, respecto del N.	156
4.4.19. Semivariograma por kriging ordinario, función Gauss con anisotropía, para la variable Pcapa. A: considerando la anisotropía en todas las direcciones. B: en la dirección de 19.9°. C: elipse de anisotropía y ángulo de 19.9°, respecto del N.	157
4.4.20. Mapa de isovalores. A: interpolación Inverso de la distancia ponderada. B: kriging ordinario, función modelo Esférico con anisotropía. Variable Pcapa.	158
4.4.21. Mapa de isovalores. A: kriging ordinario, función exponencial con anisotropía. B: kriging ordinario, función Gauss con anisotropía. Variable Pcapa.	159
4.4.22. Mapa de predicción de errores estándar interpolación por Kriging Ordinario, Función Esférico con anisotropía. Variable Pcapa.	160
4.4.23. Mapa de predicción de errores estándar. A: interpolación por Kriging Ordinario, Función Exponencial con anisotropía. B: interpolación por Kriging Ordinario Función Gauss con anisotropía. Variable Pcapa.	161
4.4.24. Representación georeferenciada con sus valores de variables, Zs en superficie, Zt, Zm. A: vista S-N. En superficie mapa de situación geográfica del terreno. En gris plano horizontal en cota de 550 m; B: vista N-S y en superficie, mapa geológico zona de investigación, con visualización de fallas y un sinclinal.	162
4.4.25. Semivariograma por kriging ordinario, función modelo esférico con anisotropía, para la variable Mjul.	163
4.4.26. A: Mapa de isovalores, por kriging ordinario, función modelo Esférico con anisotropía. B: Mapa de predicción de errores estándar. Variable Mjul.	164
4.4.27. Semivariograma por kriging ordinario, función modelo esférico con anisotropía. Variable Az.	165
4.4.28. A: Mapa de isovalores, por kriging ordinario, función modelo Esférico con anisotropía. B: Mapa de predicción de errores estándar. Variable Az.	166
4.4.29. Semivariograma por kriging ordinario, función modelo Gaussiano con anisotropía, para la variable Ce.	167
4.4.30. A: Mapa de isovalores, por kriging ordinario, función modelo Gauss con anisotropía. B: Mapa de predicción de errores estándar. Variable Ce.	168

4.4.31. Representación de la correlación entre el Az en la antracita, y las variables relacionadas Mjul y Ce, con dos planos paralelos al plano medio de regresión, en una posición $s = \pm 0.084544$, para la variable Az.....	170
4.4.32. Representación de la correlación entre Mjul de la antracita, y las variables relacionadas, Pcapa y Az, con dos planos paralelos al plano medio de regresión, en una posición $s = \pm 0.2027$ para la variable Mjul.	170
4.4.33. Superficie TIN, de la variable Pcapa, e isovalores.....	171
4.4.34. A:Superficie TIN, de la variable Zt. B: Superficie TIN, de la variable Zm, con sus isovalores.....	172
4.4.35. Ampliación del contorno externo en amarillo, para el cálculo de reservas probables.....	173
4.4.36. A:Zona de expansión dirección S, S-E, para el cálculo de reservas posibles. Leyenda mapa geológico de Figura 1.6; B: Ampliación del contorno externo en azul, para el cálculo de reservas posibles.	174
5.1. Valores experimentales de distintas variables y sus valores en la validación cruzada.	179
5.2. Normal QQPlot. A: Valores experimentales variable Pcapa. B: Resultado de la validación cruzada.	180
5.3. Superficie del dominio de los sondeos, y superficie rectangular de las coordenadas máximas y mínimas (X,Y), de los sondeos de la explotación real.....	181

ÍNDICE DE TABLAS

4.1.1: Estadísticos de la variable Pcapa, hipótesis 1.....	38
4.1.2: Estadísticos de la variable, Mjul, hipótesis 1.	39
4.1.3: Estadísticos de la variable Az, hipótesis 1.	41
4.1.4: Estadísticos de la variable Ce, hipótesis 1.....	42
4.1.5: Estadísticos de la variable Zt, hipótesis 1.	44
4.1.6: Estadísticos de la variable Zm, hipótesis 1.	45
4.1.7: Características de los valores, de la variable Pcapa, hipótesis 1.	49
4.1.8: Características de los valores, variable Mjul de la antracita, hipótesis 1.	58
4.1.9: Características de los valores, de la variable Az, hipótesis 1.....	60
4.1.10: Características de los valores, de la variable Ce, hipótesis 1.	62
4.1.11: Matriz de varianzas&covarianzas de las variables, hipótesis 1.....	64
4.1.12: Matriz de Correlaciones entre las variables, hipótesis 1.	64
4.1.13: Área y volumen para las reservas probadas hipótesis 1.....	66
4.1.14: Área y volumen para las reservas probables hipótesis 1.....	68
4.1.15: Área y volumen para las reservas posibles hipótesis 1.	70
4.1.16: Resumen del cálculo de reservas, para la hipótesis 1.....	70
4.2.1: Estadísticos de la variable Pcapa, hipótesis 2.....	73
4.2.2: Estadísticos de la variable Mjul, hipótesis 2.	74
4.2.3: Estadísticos de la variable Az, hipótesis 2.	76
4.2.4: Estadísticos de la variable Ce, hipótesis 2.....	77
4.2.5: Estadísticos de la variable Zt, hipótesis 2.	79
4.2.6: Estadísticos de la variable Zm, hipótesis 2.	80
4.2.7: Características de los valores, de la variable Pcapa, hipótesis 2.....	84
4.2.8: Características de los valores, de la variable Mjul, hipótesis 2.....	93
4.2.9: Características de los valores, de la variable Az, hipótesis 2.....	95
4.2.10: Características de los valores, de la variable Ce, hipótesis 2.....	97
4.2.11: Matriz de varianzas&covarianzas de las variables, hipótesis 2.....	99
4.2.12: Matriz de Correlaciones entre las variables, hipótesis 2.	99
4.2.13: Área y volumen para las reservas probadas, hipótesis 2.....	101
4.2.14: Área y volumen para las reservas probables, hipótesis 2.....	103
4.2.15: Área y volumen para las reservas posibles, hipótesis 2.	105
4.2.16: Resumen del cálculo de reserva, para la hipótesis 2.	105
4.3.1: Estadísticos de la variable Pcapa, hipótesis 3.....	108
4.3.2: Estadísticos de la variable Mjul, hipótesis 3.	109
4.3.3: Estadísticos de la variable Az, hipótesis 3.	111
4.3.4: Estadísticos de la variable Ce, hipótesis 3.....	112
4.3.5: Estadísticos de la variable Zt, hipótesis 3.	114
4.3.6: Estadísticos de la variable Zm, hipótesis 3.	115
4.3.7: Características de los valores, de la variable Pcapa, hipótesis 3.	119

4.3.8: Características de los valores de la variable Mjul, hipótesis 3.....	128
4.3.9: Características de los valores, de la variable Az, hipótesis 3.....	130
4.3.10: Características de los valores, variable Ce en la antracita, hipótesis 3.	132
4.3.11: Matriz de varianzas&covarianzas de las variables, hipótesis 3.....	134
4.3.12: Matriz de Correlaciones entre las variables, hipótesis 3.	134
4.3.13: Área y volumen para las reservas probadas, hipótesis 3.	136
4.3.14: Área y volumen para las reservas probables, hipótesis 3.....	138
4.3.15: Área y volumen para las reservas posibles, hipótesis 3.	140
4.3.16: Resumen del cálculo de reserva, para la hipótesis 3.	140
4.4.1: Estadísticos de la variable Pcapa, explotación real.	143
4.4.2: Estadísticos de la variable Mjul, explotación real.	144
4.4.3: Estadísticos de la variable Az, explotación real.	146
4.4.4: Estadísticos de la variable Ce, explotación real.	147
4.4.5: Estadísticos de la variable Zt, explotación real.	149
4.4.6: Estadísticos de la variable Zm, explotación real.	150
4.4.7: Características de los valores, de la variable Pcapa, explotación real.....	154
4.4.8: Características de los valores, variable Mjul, explotación real.	163
4.4.9: Características de los valores, de la variable Az, explotación real.....	165
4.4.10: Características de los valores, de la variable Ce en la antracita	167
4.4.11: Matriz de varianzas & covarianzas	169
4.4.12: Matriz de Correlaciones entre las variables.	169
4.4.13: Área y volumen para las reservas probadas, explotación real.....	171
4.4.14: Área y volumen para las reservas probables, explotación real.....	173
4.4.15: Área y volumen para las reservas posibles, explotación real.....	175
4.4.16: Resumen del cálculo de reserva, explotación real.....	175
5.1: Resumen de m de perforación y ahorro de cada supuesto de investigación.	177
5.2: Sinopsis de resultados en la evaluación global de reservas.	178
BD411: Base de datos hipótesis 1.	192
BD421: Base de datos hipótesis 2.	195
BD431: Base de datos hipótesis 3.	198
BD441: Base de datos hipótesis 4.	200

1. INTRODUCCIÓN Y OBJETIVOS.

1.1 Introducción.

La presente línea de investigación se inició en el año 2007, con el trabajo “Evaluación de reservas de yacimientos minerales, métodos clásicos y métodos geoestadísticos”. Posteriormente, en 2008, prosiguió con el trabajo de investigación para la obtención del DEA “Aplicaciones informáticas, Maple, ArcGIS, Geoestadística aplicada, en capa de carbón”. En el año 2012, gracias a los datos de sondeos facilitados por la empresa UMINSA, se pudo proseguir la línea de investigación iniciada en 2007, lo que unido a los cursos realizados sobre uso y métodos del *software* ArcGIS, “3D Analysis of Surfaces and Features Using ArcGIS”, “3D Visualization Techniques Using ArcGIS”, “Basics of Geographic Coordinate Systems”, “Performing Spatial Interpolation Using ArcGIS”, “Deriving Rasters for Terrain Analysis Using ArcGIS”, así como el análisis y estudio de los datos de investigación con el software Maple 2015, complementan los instrumentos de trabajo de la presente tesis.

La zona investigada se ubica en la comarca de El Bierzo, en la parte occidental de la provincia de León, al este de la localidad de Fabero.

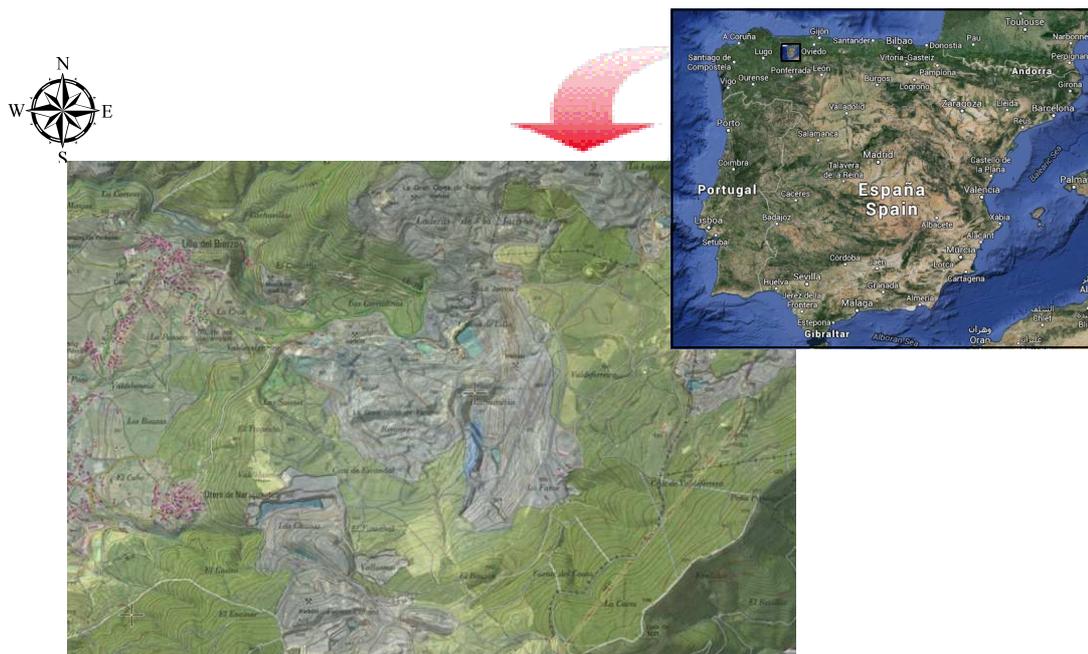


Figura 1.1. Situación geográfica de la zona de estudio, gran corta de Fabero.

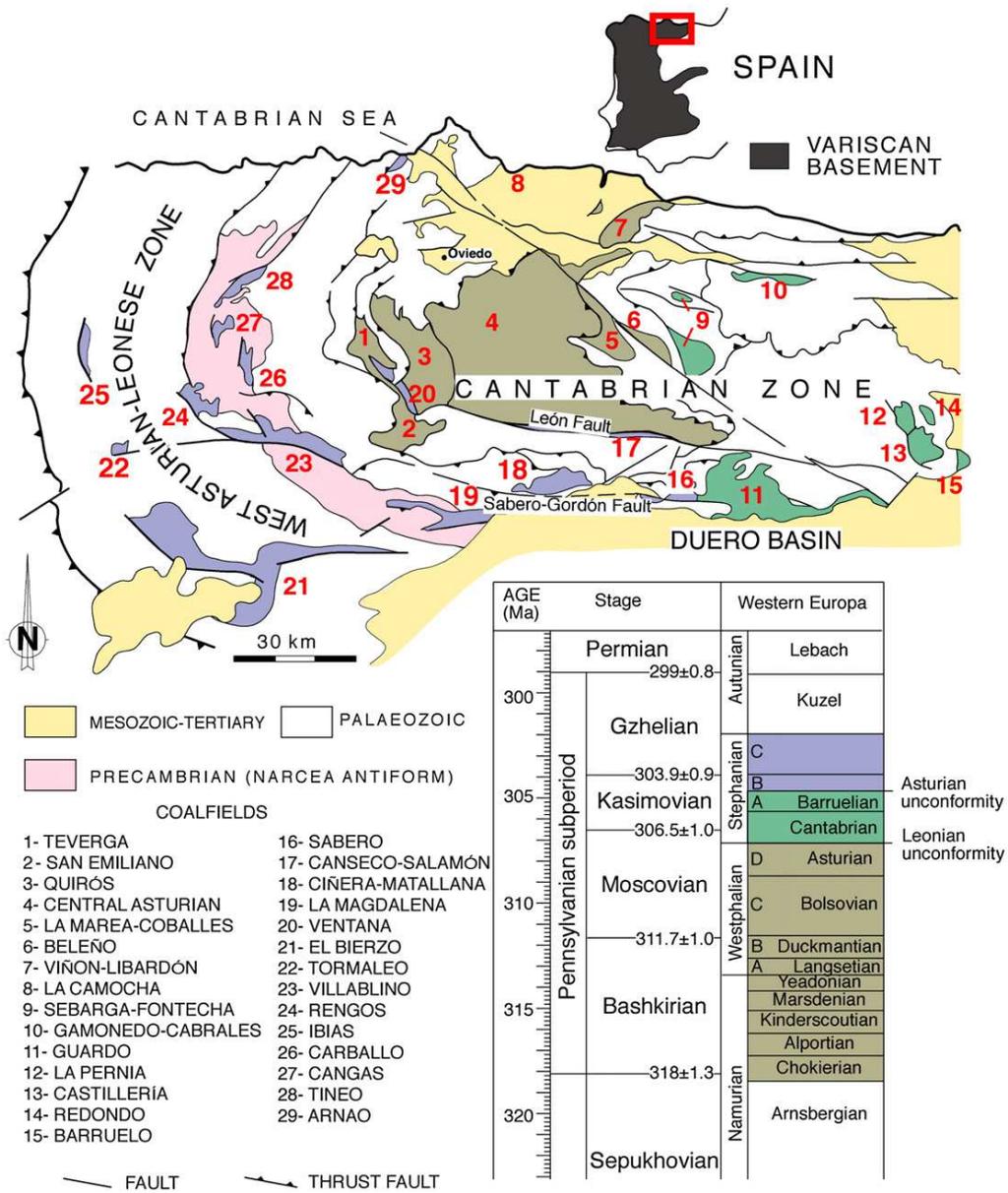


Figura 1.2. Según Colmenero *et al.* (2008).

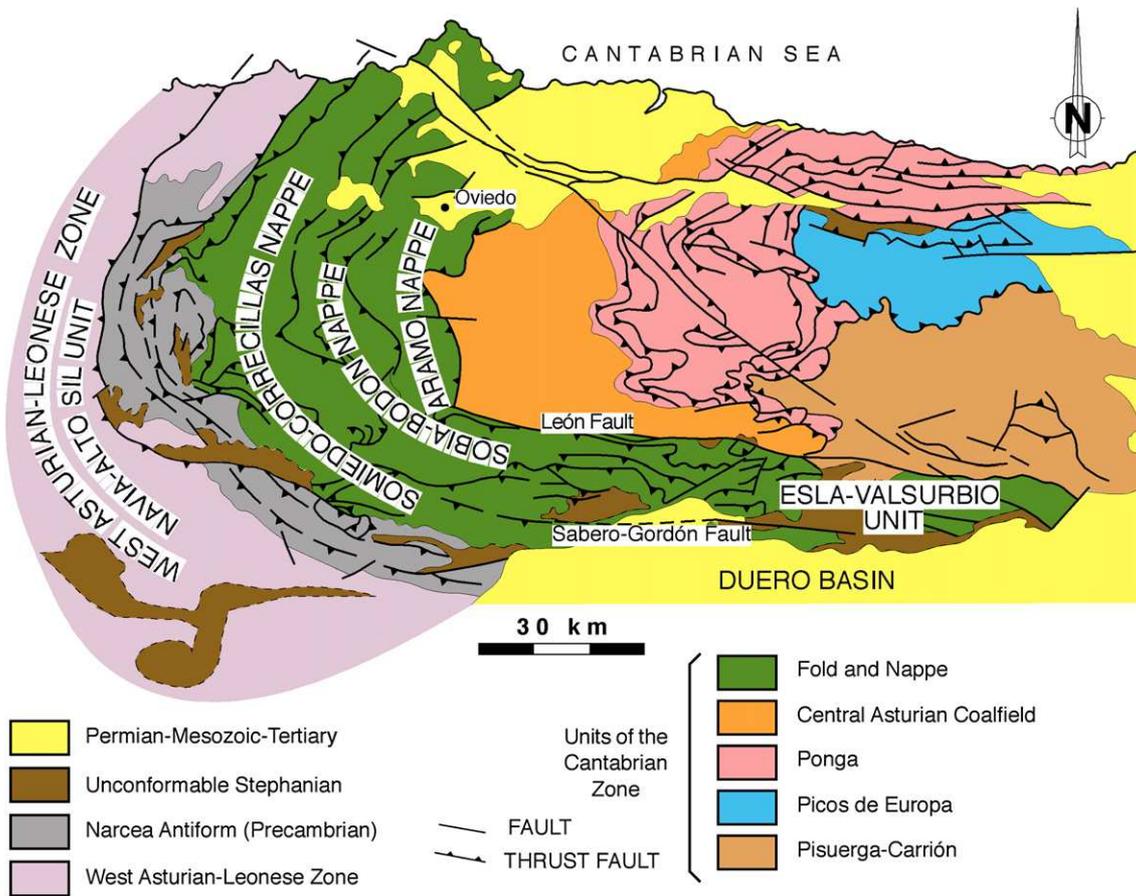


Figura 1.3. Según Colmenero *et al.* (2008).

1.2 Situación y características geológicas del área de estudio.

1.2.1 Situación geológica.

Desde el punto de vista geológico, el área de estudio se sitúa en la Zona Asturoccidental-leonesa (ZAOL), del macizo Ibérico (Lotze, 1945; Julivert *et al.*, 1974). Esta región corresponde a las zonas internas del orógeno Varisco y en ella se encuentran rocas del Proterozoico y Paleozoico afectadas por los procesos de deformación y metamorfismo de dicha orogenia. Las rocas en las que se centra este estudio se encuentran en el Estefaniense, constituido por depósitos continentales de carácter sinorogénico tardío. Todas estas rocas fueron posteriormente involucradas en la formación de la Cordillera Cantábrica durante la orogenia Alpina, Fig. 1.3.

1.2.2 Rasgos geológicos.

La cuenca carbonífera de El Bierzo es la más grande del Estefaniense de la Cordillera Cantábrica, Fig. 1.2. Esta se dispone en discordancia angular sobre las rocas del Paleozoico de la ZAOL.

Estructuralmente está definida por pliegues abiertos cortados por fallas de dirección E-W que también afectan al sustrato más antiguo (Pérez-Estaún, 1978; Fernández García *et al.*, 1984). La cuenca carbonífera ha sido subdividida en tres sectores: Fabero-Matarrosa, Torre-Bembibre y Toreno-Valdesamario.

La edad de la sucesión es Estefaniense B–C y su espesor alcanza 3000–3500 m .

1.2.3 Estratigrafía.

La zona objeto de estudio se ubica en el sector Fabero-Matarrosa, cuyas rocas corresponden al Estefaniense C. La sucesión estratigráfica presenta unos conglomerados en la base, y más arriba, una alternancia de areniscas, micropudingas, lutitas y capas de carbón (SIEMCALSA, 2008). Los tramos que se han diferenciado dentro de esta sucesión son de muro a techo los siguientes:

- Tramo Basal: de 0 – 200 m de potencia, estéril, lo forman los conglomerados de borde de la Cuenca, con una extensión limitada hacia el interior.
- Tramo de Matarrosa: de 0 – 300 m de potencia, localizado al este del Río Sil; la única capa de carbón explotada en este tramo, por minería interior, es la capa X.
- Tramo de Bustiriegas: de 0 – 375 m de potencia, con 5 capas de carbón.
- Tramo de Villamar: de 0 – 400 m de potencia, en el que se distinguen 12 capas de carbón, que de muro a techo corresponden a: paquete de Cazadoras (1^a, 2^a, 3^a, 4^a, 5^a), Pueyos, 25, 26, Sila, Sila Bis, capa A, Capa B.

- Tramo de Internacionales: con una potencia de 180 – 280 m en el que se distinguen 7 capas de carbón, que de muro a techo, son las siguientes; Portuguesa, Italiana, Francesa, Sueca, Inglesa, Alemana, y Ancha.
- Tramo de Valdeferreras: de 150 – 190 m de potencia, estéril por presentar sólo facies lacustres.
- Tramo de Jarrinas: con una potencia de 45 – 55 m, en la que se diferencian 5 capas de carbón, denominadas de muro a techo, 1ª a 5ª de Jarrinas.
- Tramo de Fabero: de 150 – 160 m de potencia, distinguiéndose las capas 1ª a 4ª de Fabero.
- Tramo Superior: con más de 250 m de espesor, que ha sido explotado en pequeñas demarcaciones.

La capa de antracita sobre la que se ha realizado el cálculo de reservas es la denominada Jarrinas 1ª. El tramo de Jarrinas, en el que se encuentra dicha capa, se depositó en un medio de abanicos aluviales sobre los que las turberas alcanzaron gran desarrollo, sin que existiera influencia lacustre, hasta el punto de que en ningún caso se han hallado niveles de esa naturaleza a pesar de los numerosos cortes estratigráficos y observaciones realizadas sobre el terreno.

Es un tramo esencialmente detrítico, representando en él, las areniscas como media el 67%; suelen aparecer en bancos potentes, con cicatrices y bases erosivas bien desarrolladas, con estratificaciones cruzadas marcadas y frecuentes troncos en la base de los paleocanales (Fernández García *et al*, 1984).

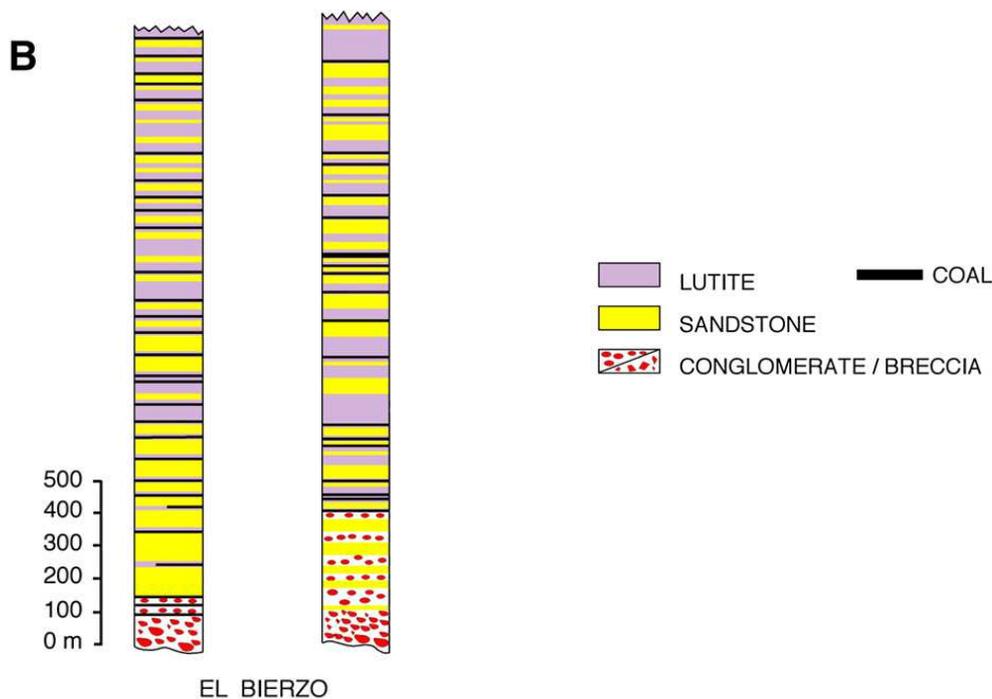


Figura 1.4. Estratigrafía, según Colmenero *et al*. (2008).

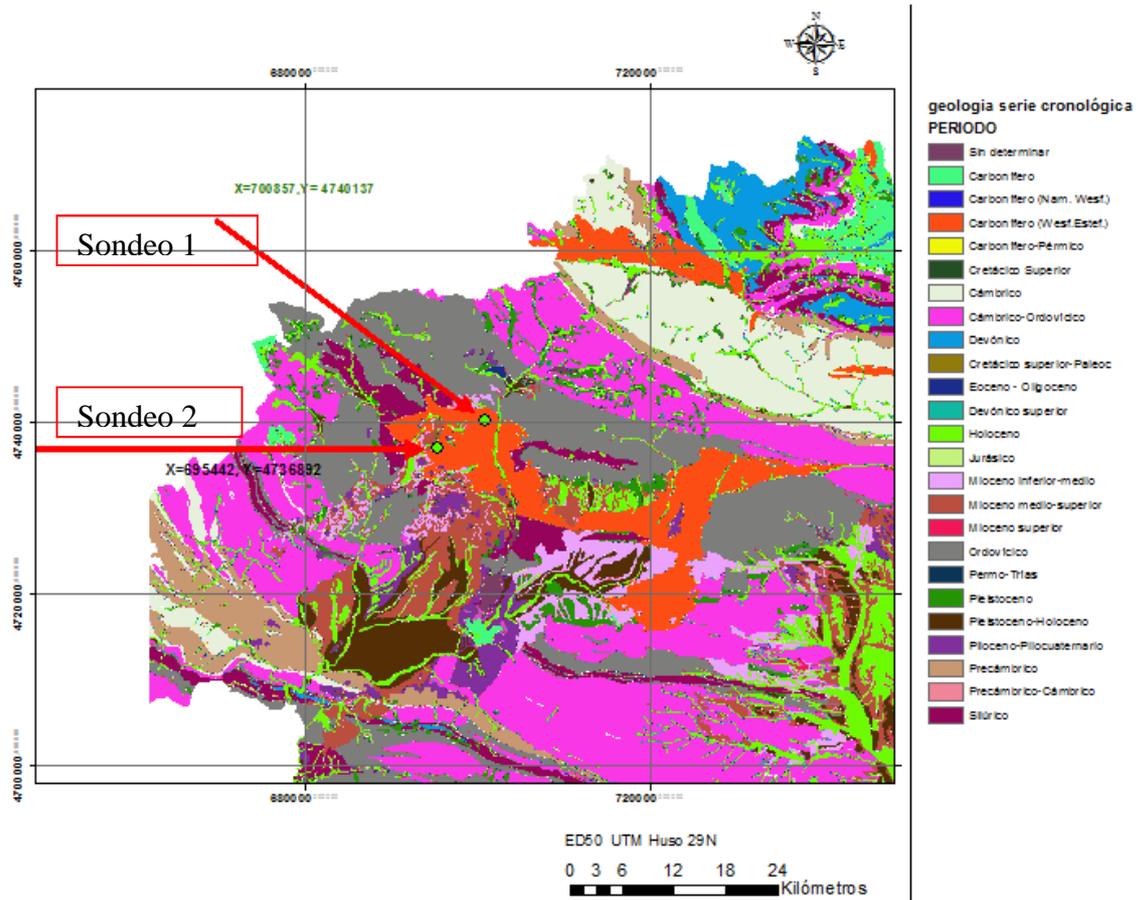
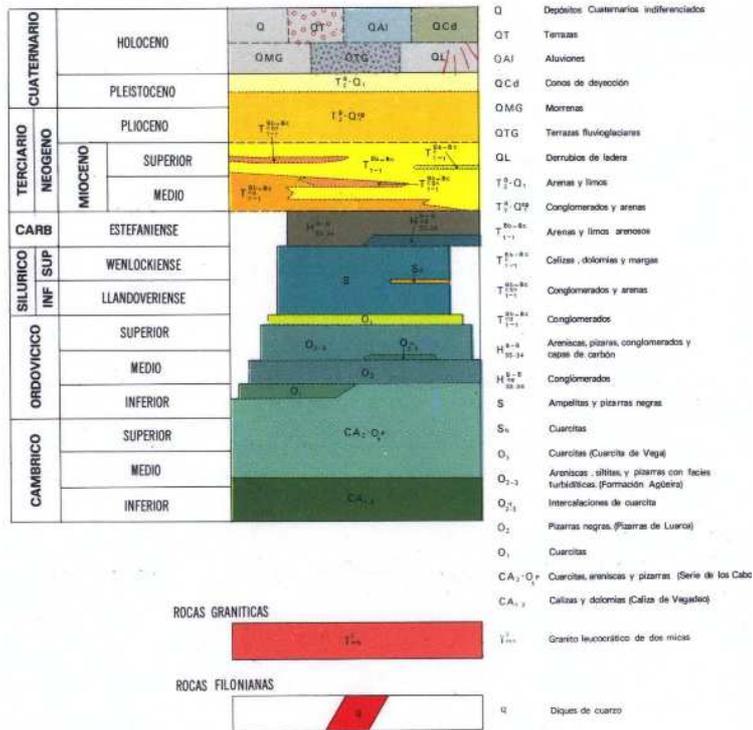
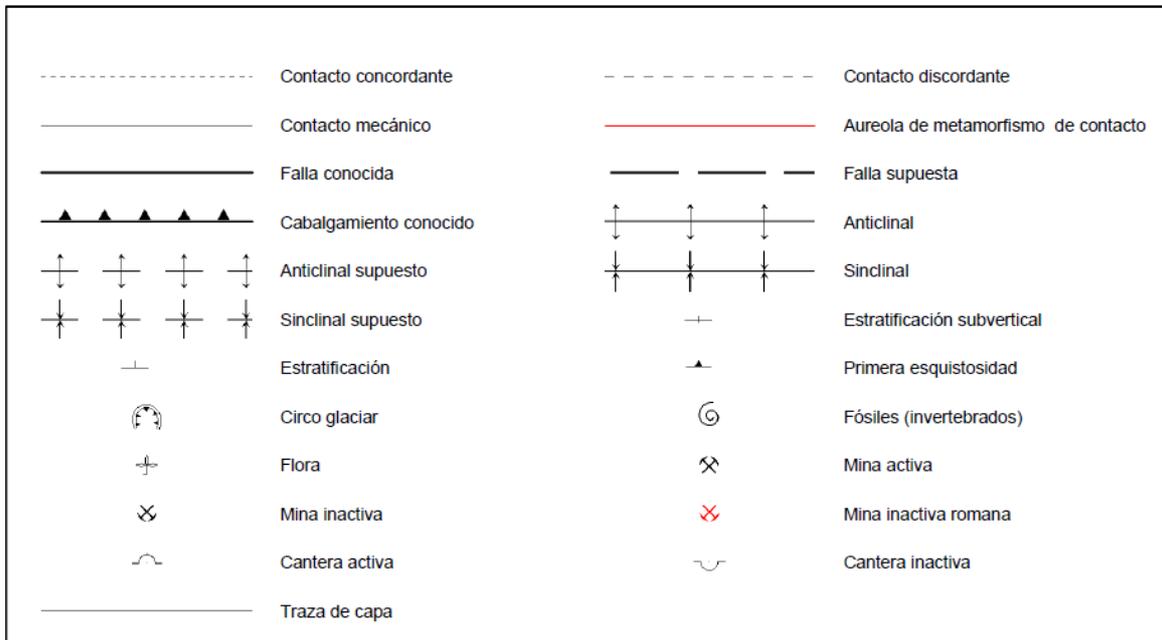


Figura 1.5. Mapa geológico y Minero de Castilla y León (SIEMCALSA, 2008), con coordenadas de dos sondeos en la zona de estudio.

LEYENDA



SIMBOLOS CONVENCIONALES



Leyenda y símbolos convencionales de la Figura 1.6.

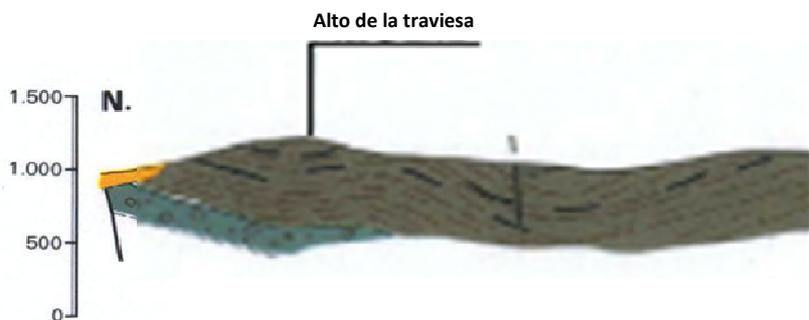
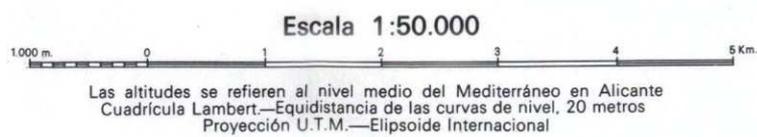
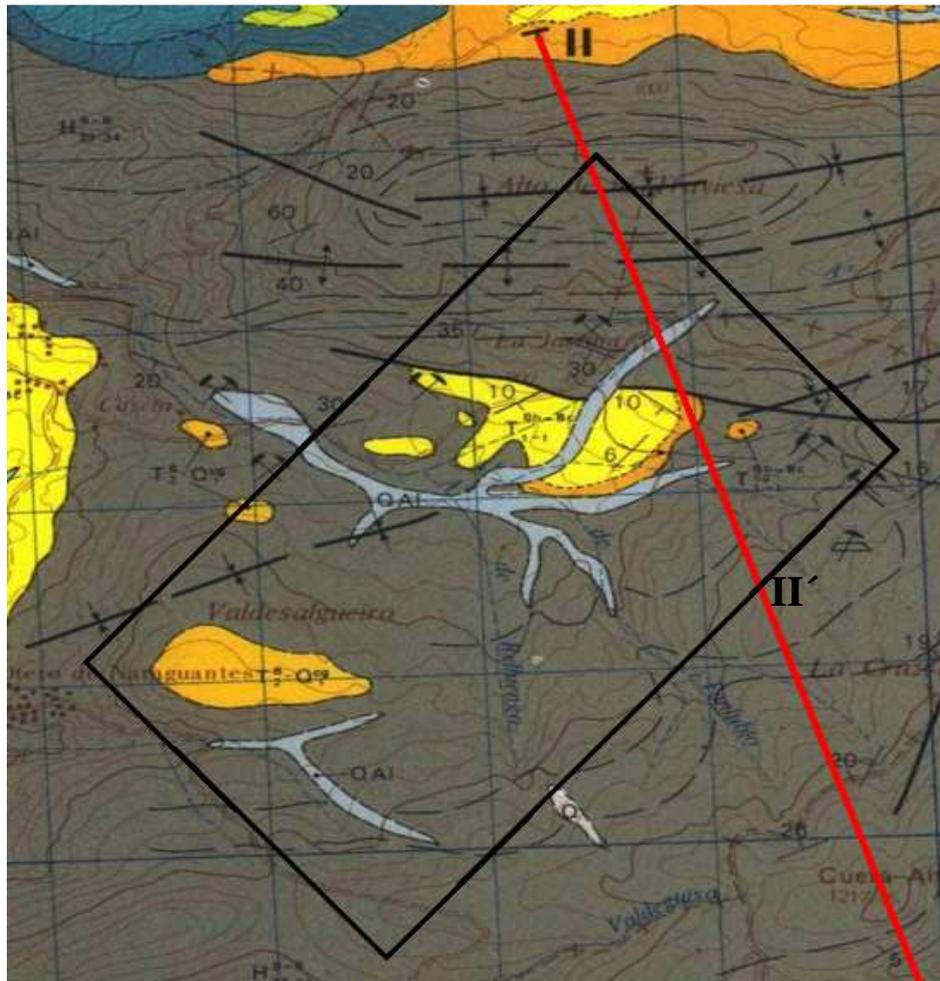


Figura 1.6. Mapa geológico y corte II-II' de la zona de estudio, (tomado de la hoja 126 Vega de Espinareda, Mapa Geológico de España, E: 1:50.000, Pérez-Estaún *et al.*, 1978).

1.2.4 Tectónica.

La zona de estudio, está ubicada en el Sinclinal de Fabero un pliegue suave que discurre en dirección E-W, y que se encuentra desplazado hacia el sur, al este de la falla del Sil, recibiendo el nombre de sinclinal de Santa Cruz. El área explotada está limitada por las fallas de Valdesalguedo, Lillo, la Travesía (falla inversa de poco salto), del Sil y de Internacionales.

Al oeste de la falla de Valdesalguedo, a la altura de la localidad de Fabero, aparece un sinclinal transversal, el Sinclinal del Cúa, muy suave orientado NO-SE, que se manifiesta claramente en las explotaciones de la Capa Fabero; el recubrimiento terciario existente en la zona impide la observación de este pliegue en superficie. Los buzamientos de la estratigrafía, salvo zonas concretas, varían entre 5°-18°.

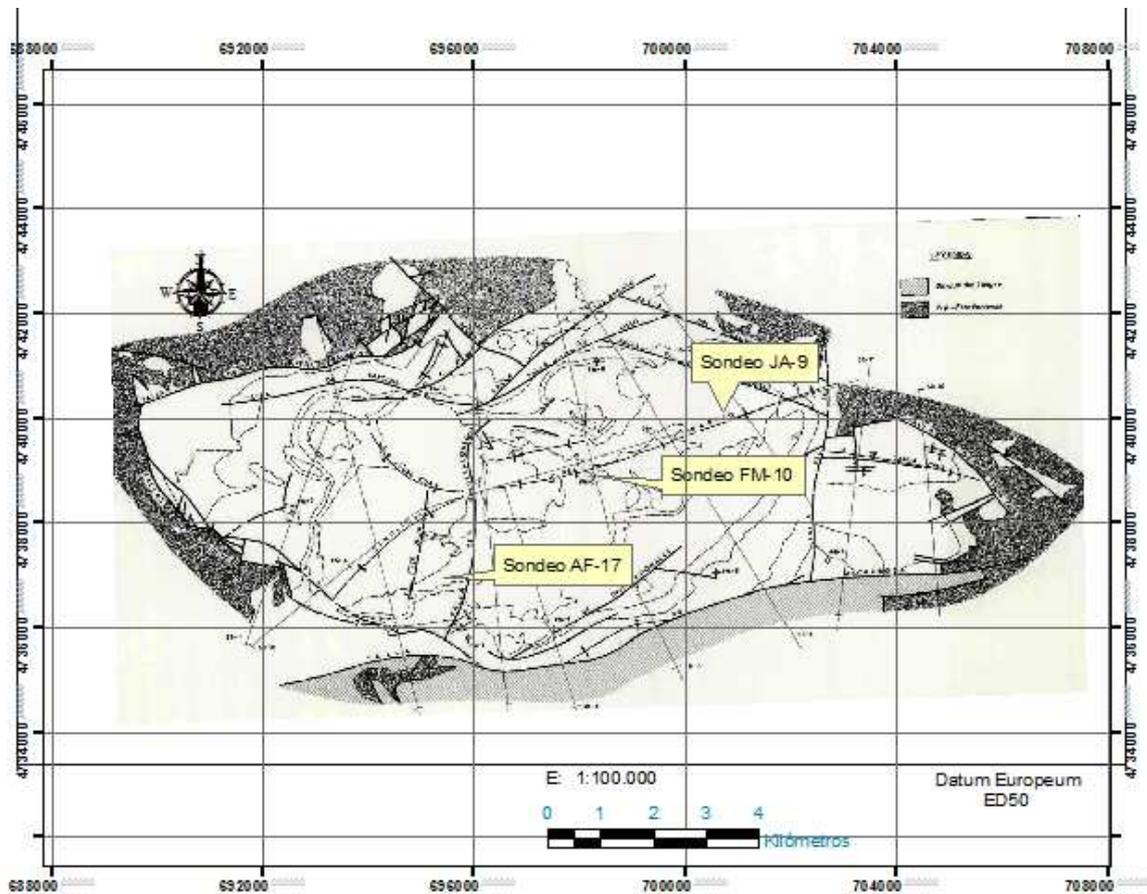


Figura 1.7. Esquema estructural del bloque de Fabero, Fernández García, *et al*, (1984), y tres sondeos de la explotación real.

1.3 Aplicación del Software en el cálculo de reservas.

Para el desarrollo de esta tesis se ha utilizado el siguiente software:

Adobe Acrobat Reader DC Version 2015. Copyright © 1984-2015 Adobe Systems

ESRI® ArcGis 10.2.2 Copyright © 1999-2014 Esri Inc.

Maple 2015.1 Copyright © Maplesoft, Waterloo Maple Inc. 1981-2015

Matlab R2015a (8.5.0.197613) © 1984-2015 The MathWorks, Inc.

Microsoft® Office Access® 2007 (12.0.6726.5000) SP3. Parte de Microsoft Office Ultimate 2007

Microsoft® Office Excell® 2007 (12.0.6726.5000) SP3. Parte de Microsoft Office Ultimate 2007

Microsoft® Office PowerPoint® 2007 (12.0.6726.5000) SP3. Parte de Microsoft Office Ultimate 2007

Microsoft® Office Publisher® 2007 (12.0.6726.5000) SP3. Parte de Microsoft Office Ultimate 2007

Microsoft® Office Word® 2007 (12.0.6726.5000) SP3. Parte de Microsoft Office Ultimate 2007

Windows 8.1; © 2013 Microsoft Corporation.

1.4 Didáctica para la enseñanza.

¡Quién no ha vivido en la época de estudiante!, dedicar tiempo con libros y manuales, que por su extensión, y por el tiempo del curso, no se podía tratar en profundidad cada tema, y que posteriormente llegados a la investigación, o al trabajo empresarial, para abordar el análisis de datos, y manejo de programas, no sólo es preciso su comprensión, análisis, interpretación y conclusiones, y hemos tenido que dedicar tiempo y esfuerzo para lograrlo. Desde la experiencia de la docencia, y del trabajo empresarial, en distintas áreas de Ingeniería, esta tesis se enfoca también con una finalidad didáctica, para quienes vayan a dedicarse a esta especialidad de estudio, en la que puedan encontrar una herramienta útil y didáctica, para su comprensión, no sólo por la visión en un espacio tridimensional, sino también por un acercamiento a la realidad física que se explora, premisa esencial de toda investigación.

Estas herramientas de trabajo, no sólo permiten su visión espacial tridimensional, sino que además, es como yo la defino, una “*expresión gráfica viva*”, toda vez que al solicitar información en cualquier punto del estudio, nos identifica el contenido de las variables objeto de la investigación, así como los resultados que vamos obteniendo, de las distintas hipótesis que planteamos.

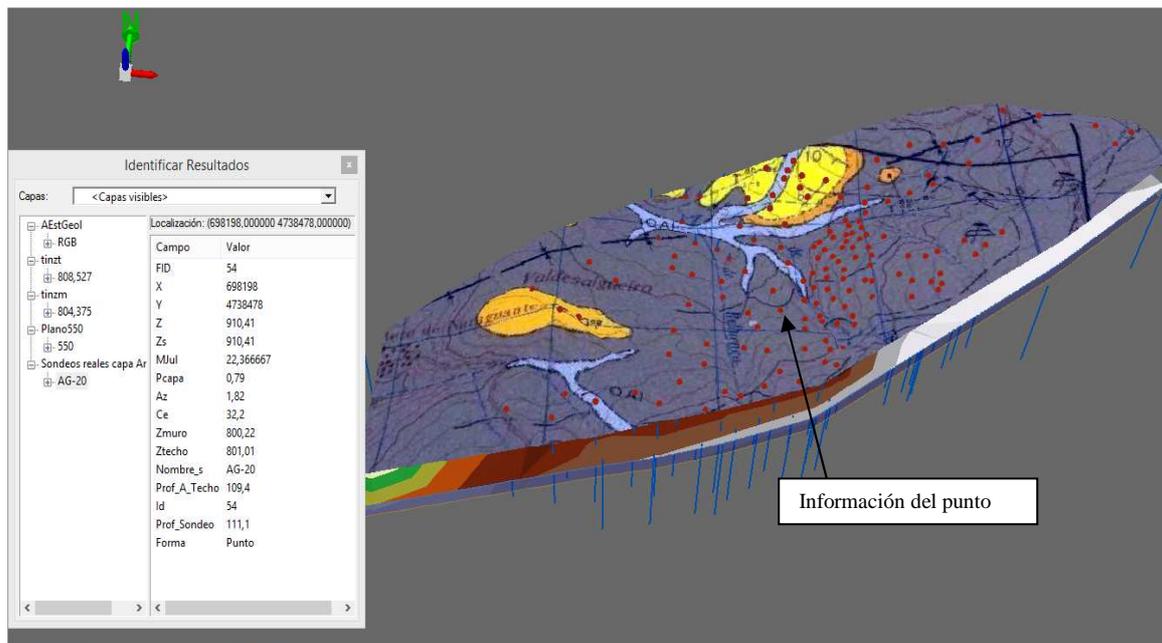


Figura 1.8. Información de un punto de sondeo, y detalle del contenido de sus variables de estudio, vista de S-N.

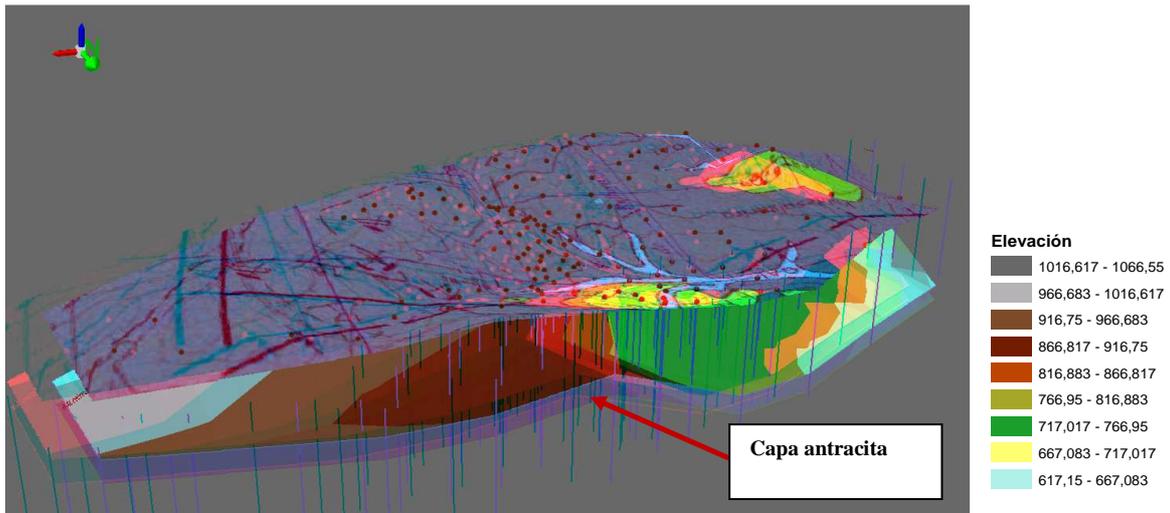


Figura 1.9. Imagen Estereoscópica vista de N-S. Los distintos colores de las capas, corresponden a isovalores de altitud.

1.5 Objetivos.

Son objetivos principales de esta tesis:

1. Realizar un estudio de la variabilidad de la potencia de la capa y definir el mallado de los sondeos.
2. Lograr la representación espacial tridimensional georeferenciada, de acuerdo con los datos obtenidos de los sondeos, tanto de la superficie donde se localizan sus embocaduras, como de las cotas de techo y de muro de la capa de carbón, obtenidas mediante sondeo con recuperación de testigo.
3. Definir la metodología que permita optimizar mediante sondeos con recuperación de testigo, el cálculo de reservas en una capa de carbón, utilizando geoestadística multivariante.
4. Lograr optimizar los costes, en base a los sondeos previos al cálculo de reservas.
5. Una evaluación de reservas de la capa de carbón, tanto desde el estudio de la potencia de la capa, como desde las variables cota de techo y cota de muro.
6. Análisis y discusión de las técnicas de Kriging, relativo a los datos experimentales con respecto a la técnica de la validación cruzada, en la evaluación de resultados.
7. Análisis comparativo entre las hipótesis y la explotación real.

2 ESTADO DEL ARTE

2.1 Métodos clásicos.

Tenemos que remontarnos a la época romana, donde se conocen los primeros documentos jurídicos sobre la actividad minera, en concreto en los documentos epigráficos de los bronceos de Aljustrel (Portugal), antiguo distrito romano denominado por ellos Vipasca, documentos que fueron encontrados entre los escombros de las antiguas minas y que ha sido estudiado por el Dr. Álvaro D`Ors, en la *lex territorio metalli Vipascensis dicta*, “estatuto del territorio minero de Vipasca”.

La evaluación del cálculo de reservas, es decir la cantidad de mineral contenido en un yacimiento y su calidad, ha tenido a lo largo de la historia, distintos métodos de evaluación, desde los clásicos, hasta llegar a los métodos geoestadísticos, donde la utilización de nuevas tecnologías y distinto software, ha hecho más práctico, objetivo y más representativa dicha evaluación.

En el concepto de reservas, siempre se han considerado, por un lado lo que sería reservas geológicas o in situ, que representan el yacimiento en su totalidad con unos parámetros o leyes determinados; y reservas mineras, que serían la cantidad de mineral a extraer una vez definido el diseño y método de explotación, para su extracción.

Previo a la evaluación de reservas, se ha de establecer una primera fase de exploración donde se analiza el depósito mineral y otra posterior de investigación, en la que se define la geometría y riqueza del depósito mineral; los datos en esta última fase son más abundantes que en los de exploración, y los datos son obtenidos mediante sondeos, a diferencia de la fase de exploración donde pueden ser obtenidos de forma indirecta. Para la investigación se utilizan diversas técnicas, como pueden ser las *geofísicas*, basadas en la medición de propiedades físicas, donde podemos obtener valores cualitativos o cuantitativos de las variables de estudio. La *técnica geológica* se emplea en la investigación, mediante la cartografía geológica que se dispone, y los cortes geológicos.

Técnicas *geoquímicas*, basadas fundamentalmente, en la detección y distribución de los elementos que una roca alberga próximo a un yacimiento, y que su composición sería distinta a si no existiese el yacimiento en estudio.

Las técnicas de *interpolación*, para la evaluación de reservas, se encuadran dentro de modelos geométricos del yacimiento, o aproximaciones a la geometría del yacimiento, mediante figuras geométricas, polígonos, triángulos, prismas, etc. Asimismo se introducirá una estimación del valor de estudio, en puntos próximos o vecinos a los datos conocidos. En los métodos clásicos, podemos considerar, diversos procedimientos de los que se va a detallar alguno de ellos.

El *método de los perfiles*, donde una vez delimitado el yacimiento, se obtiene la evaluación de reservas, mediante perfiles o cortes verticales a lo largo del yacimiento; paralelos y distanciados regularmente, y a ser posible orientados perpendicularmente a la máxima longitud del bloque a evaluar.

Estos perfiles obtienen sus variables, de los sondeos o de otros trabajos que previamente se han efectuado. Definidos estos perfiles el cálculo del volumen de reservas, se hace en base a los bloques que se han de crear bien mediante una sección de perfil y la distancia media entre ésta sección y dos sucesivas, o bien cada dos secciones considerando una distancia entre ambas.

El cálculo final de las reservas por bloque, implica estimar las leyes medias del mineral y sus densidades aparentes. En cuanto a la estimación de las leyes medias, puede efectuarse bien por estadística considerando la ley media de las obtenidas en cada sección o corte vertical, o bien ponderar la ley de cada muestra por su longitud.

Otro método para el cálculo de la ley de cada sección transversal, sería calcularlo mediante la construcción de curvas en coordenadas X, Y, donde el eje X, estarían representados las distancias horizontales entre los distintos sondeos, y en el eje Y, los valores relativos a las leyes de cada sondeo, otra curva para las potencias mineralizadas, y otra curva relativa a la acumulación de la mena. Conocidas las superficies de cada sección transversal, la distancia entre secciones, la densidad aparente del mineral, tendremos el volumen del bloque para el cálculo de reservas, lo que unido a la ley media de la mena, obtenemos el tonelaje de las reservas de mena mediante $T = V * \text{Ley media}$.

El método clásico para el cálculo de reservas, el *de los polígonos*, donde la definición de las cuadrículas de sondeos pueden ser irregulares, y en los que el centro de cada polígono es un sondeo realizado. La construcción de estos polígonos bien puede realizarse mediante mediatrices de dos sondeos adyacentes, o bisectrices del ángulo formado por el sondeo central y dos vecinos, y asignando a cada polígono la ley, espesor, etc., entendiendo que estos valores permanecen constantes dentro del polígono. Las reservas se calculan individualmente para cada polígono.

Otra modalidad respecto de este último es el *método de los triángulos*, formando una malla triangular, y el cálculo de las reservas es similar a la operativa realizada para el de polígonos. Es más laborioso que el anterior, y su uso es más bien excepcional.

El método clásico, de los *bloques geológicos*, es aplicable cuando la mineralización se encuentra zonificada, es decir su ley, potencia, etc., se encuentra agrupada por zonas, considerando constante una o varias de las variables de estudio. Este método permite el cálculo por diferenciación de menas, y no es recomendable para yacimientos de gran variabilidad.

Otro método de las *isolíneas*, se utiliza cuando se conocen un conjunto de sondeos con información, bien de potencias de capa (isopacas), cotas de techo de capa (isohipsas), cotas de muro de capa (isobatas), isolíneas de leyes, etc.

El método *inverso de la distancia*, se basa en que el valor de la variable de estudio, (potencia de la capa, contenido en azufre, poder calorífico, etc.) en un punto de un sondeo, está relacionado con los vecinos a él, es decir asignar a un bloque, polígono o recinto un valor o ley de acuerdo, con los valores de sondeos vecinos. En este método

cuando se presentan anisotropías, el estudio de la distribución de las variables, considerando un círculo de vecindad se cambia por una elipse de anisotropía, o bien si el análisis es tridimensional se cambia el estudio de las variables de un espacio de esferas, a un espacio de elipsoides. En los métodos clásicos, están basados principalmente en la experiencia de la persona que realiza los cálculos y por tanto, las ponderaciones no se realizan en función de la variabilidad espacial de las variables de estudio, por consiguiente no se conoce el error que se comete al asignar por ejemplo en un polígono el área de influencia de un dato, ya que la asignación de los polígonos, se hace en función de la distancia entre muestras y no de sus valores.

2.2 Método geoestadístico.

Hay que remontarse a los años 1949 y 1951, donde H.S. Sichel y Daniel Gerhardus Krige (1919-2013) Ingeniero de Minas profesor de la Universidad de Witwatersrand, Johannesburg, South Africa, en sus trabajos en las minas de oro, intentando lograr las estimaciones auríferas, y analizando que las predicciones fueran lo más ajustadas posibles a la realidad, observaba que las distribuciones de las leyes, presentaban una configuración no normal denominada ésta también lognormal, o dicho en otros términos, que los logaritmos de los valores de la variable en estudio, tiene una distribución normal, y caracterizada la lognormalidad porque el valor del coeficiente de variación, cociente entre la desviación típica de la variable de estudio y su media aritmética, es próximo a 0,5.

En sus estudios de análisis de regresión entre muestras y bloques de contenido de oro, se inicia la base de la Geoestadística lineal. Más tarde fue Georges F.P.M. Matheron.(1930-2000), matemático graduado en la Escuela de Minas de Paris, creador de la Geoestadística e impulsor del Centro de Investigación de Geoestadística de la Escuela de Minas de Paris (1968), en Fontainebleau, que con su tesis doctoral en 1965, “*Las variables regionalizadas y su estimación*”, abre una nueva etapa de la Geoestadística.

Esta búsqueda por encontrar el valor de una variable de estudio en un punto a partir de otros valores conocidos de dicha variable, constituye el método básico de evaluación de reservas; es lo que se ha denominado Kriging o krigeado, en honor al Dr. D.G.Krige.

La técnica de evaluación mediante kriging, ofrece la posibilidad de determinar el error de la predicción en la estimación, extremo este que no permite con las técnicas clásicas enumeradas en el apartado 2.1.

El krigeado permite la estimación de recursos in situ, ya sea en el control de los niveles de la operación o estudio de viabilidad; evita el sesgo condicional y la sobreestimación de los valores ricos, si el conjunto de valores vecinos es correcto.

Permite siempre un estudio de viabilidad. Los métodos no lineales específicos permiten la predicción de reservas recuperables por encima de los cortes.

La modelación geoestadística permite simulaciones para estudiar otros problemas, tales como los relacionados con las fluctuaciones en niveles de explotación o

incertidumbres sobre las reservas, es decir permite seleccionar puntos de sondeos de manera que minimice la incertidumbre en la estimación.

El concepto de geoestadística, se considera proveniente de la palabra “geo” referente a las ciencias de la tierra y “estadística”, referente a la utilización de métodos probabilísticos, aunque también se enmarca en otros métodos no probabilísticos.

El campo de estudio de la geoestadística es muy amplio, desde los temas de minería con la que se iniciaron los primeros estudios de geoestadística, hasta otros campos de investigación como pueden ser, Ingeniería del petróleo, Ingeniería Forestal, estudios sobre la polución atmosférica, la Agricultura, Topografía, la Meteorología, Oceanografía, Geofísica, Geología, Geotecnia, estudio de imágenes vía satélite, la hidrología superficial y subterránea, estudios de salinidad o materia orgánica, estudios de concentraciones de metales pesados, ecología, estudios sobre plagas de insectos, etc.

El profesor Dr. A.G. Journel y Huijbregts Ch. J. (1978), establecen que la aplicación de la geoestadística ha de cumplir ciertas hipótesis de estacionaridad, las cuales pueden ser verificadas a través del análisis exploratorio de los datos experimentales.

Consideran las variables regionalizadas en geoestadística como una función aleatoria, con la cuál es posible obtener una realización particular de ésta, es decir, una simulación que no sea una representación suavizada de la realidad, sino más bien una de las posibles realizaciones del fenómeno estudiado, de modo que presente la misma dispersión, o lo que es igual, las mismas características de variabilidad y correlación espacial encontrada en los datos experimentales, y por tanto de la realidad desconocida.

La geoestadística interpreta cada valor $z(x_i)$ como una realización particular de una variable aleatoria $Z(x_i)$, y el conjunto de éstas dentro del dominio D , constituye una función aleatoria $Z(x)=\{Z(x_i), \forall x_i \in D\}$. El problema de caracterizar la variabilidad espacial de $z(x)$ se traduce, a caracterizar la correlación entre las variables aleatorias que integran la función aleatoria. Esta función incorpora tanto el carácter aleatorio que detectamos en la variable, como la estructura espacial de la variabilidad de sus valores que observamos en la realidad. Esta interpretación fundamental se justifica a posteriori, si produce soluciones coherentes y aceptables a los problemas variados que aparecen en la práctica, al igual que ocurre en el resto de los modelos matemáticos que intentan reflejar algún aspecto de la realidad, la geoestadística establece un conjunto de hipótesis, y las desarrolla hasta obtener unas conclusiones; si éstas se ajustan a lo que se observa en la realidad, estipulamos que el modelo es válido.

David, M., (1977), en su obra “*Estimacion geoestadística de reservas de oro*”, hace un extenso estudio de aplicación geoestadística al cálculo de reservas de oro, pasando desde la teoría y aplicación práctica del variograma y del kriging, al estudio de curvas grado- tonelaje para el contenido de oro.

Isaak, E.H. y Srivastara, R.M. (1989), considera la geoestadística como un método de describir la continuidad espacial de los fenómenos naturales y proporciona adaptaciones de las técnicas de regresión clásica para proporcionar su continuidad. En su obra “*una introducción a la aplicación de la geoestadística*”, procede a un estudio de las medidas de tendencia central, dispersión, relaciones bivariadas, continuidad espacial, variogramas y estimación por Krigeaje.

ANNELS, A.E. (1991), autor de “*Mineral deposit evaluation: a practical approach*”, detalla datos de muestreo de reserva por métodos clásicos, y estimación de reserva mineral mediante métodos geoestadísticos; diseño y evaluación de las operaciones a cielo abierto, financiación y evaluación de proyectos de minería. Expone una revisión de la nomenclatura empleada en una operación de explotación minera, incluyendo los componentes esenciales de un plan de mina, encontrados en el muestreo de varios tipos de depósito, seguido de la descripción de toda una serie de técnicas de perforación para zanjas de muestreo.

Cressie, Noel A.C. (1993), autor de “*Statistics for Spatial Data*”, desarrolla varios capítulos relativos a estadística para datos espaciales, geoestadística, estimación del variograma, predicción espacial y kriging en sus diversos modelos, validación cruzada y aplicaciones prácticas de la geoestadística, como Wolfcamp aquifer data, Soil –water tensión data, Soil –water infiltration data, Acid deposition data.

Rivoirard, J. (1994), autor de “*Introduction to Disjunctive Kriging and Non-Linear Geostatistics*”, desarrolla en Octubre de 1995, un curso de conceptos y métodos geoestadísticos, editado como cuadernos C-158, del Centro de Geoestadística de Fontainebleau, dependiente de la Escuela de Minas de París. Posteriormente, en 2003, desarrolla el curso de Geoestadística multivariable, como cuaderno C-172, del mismo centro de Geoestadística.

Samper C., F.J., y Carrera R., F.J. (1996), en su libro “*Geoestadística, aplicaciones a la hidrología subterránea*”, hacen un extenso estudio sobre análisis estructural de datos, krigeado en sus diversos modelos, estimación del semivariograma, con sus distintos tipos de kriging, así como casos reales de estimación de variables hidrogeológicas, y diseño de redes de observación.

Emery, X. (2001), desarrolla en su publicación “*Geoestadística lineal*”, relativo a la geoestadística transitiva, conceptos de geoestadística probabilística, herramientas de modelación de la estructura espacial, pasando por la estimación global, el krigeaje, los modelos no estacionarios y geoestadística Multivariante.

Moral G, F.J. (2003), en su libro la “*representación gráfica de las variables regionalizadas, geoestadística lineal*”, hace un desarrollo sobre el análisis de datos, la teoría de las variables regionalizadas, el variograma, la estimación, el krigeado y diversos ejemplos de representación de variables regionalizadas.

H. Wackernagel (2003), autor de “*Multivariate Geostatistics: an Introduction with Applications*”, se adentra en la geoestadística, a través modelos, métodos y técnicas para el análisis, estimación y visualización de datos multivariantes en el espacio, con una revisión de conceptos estadísticos, una detallada introducción a la geoestadística lineal y 3 métodos básicos de análisis multivariante. Aplicaciones de las diferentes áreas de la ciencia, así como ejercicios con soluciones, se incorporan para ayudar a transmitir las ideas generales. La sección final trata de Geoestadística no estacionaria.

Alfaro S., M.A. (2007), en su libro “*Estimación de Recursos Mineros*”, disponible on line en (http://cg.ensmp.fr/bibliotheque/public/ALFARO_Cours_00606.pdf), realiza un estudio sobre los métodos tradicionales de estimación de recursos, teoría de

geoestadística y de las variables regionalizadas, pasando por el variograma, los errores de estimación, y el krigado.

La Dra. Isobel Clark, hace un extenso estudio de aplicación de la geoestadística, en su “*Practical Geostatistics*”, sobre diversos casos de explotación real, tanto de la minería del carbón como de minería de metales, y son diversas las publicaciones en revistas de investigación, sobre geoestadística, una de sus últimas publicaciones, *Statistics or geostatistics ? Sampling error or nugget effect ?*, en “The Journal of The Southern African Institute of Mining and Metallurgy, June 2010”, en la cual hace unas reflexiones sobre la existencia de dos escuelas respecto la consideración del efecto pepita (C_0): una, que el efecto pepita existe en cualquier dirección excepto en la distancia cero, y otra que debido a errores de muestreo presenta en cero un valor de efecto pepita C_0 , considerando que existen paquetes de software de dominio público y comercial que aceptan ambas filosofías.

Pardo-Iguzquiza, Chica-Olmo *et al.* (2011), en “*Una revisión de las nuevas aplicaciones metodológicas del cokrigeaje en Ciencias de la tierra*”, Boletín Geológico y Minero, 122(4): 497-516, hacen un estudio sobre el cokrigeaje, como interpolador geoestadístico Multivariante, utilizado no sólo para estimar factores espaciales (cokrigeaje factorial), o estimar función de densidad local (cokrigeaje de indicatrices), sino también utilizado en la Teledetección para la fusión de imágenes de diferente resolución espacial y espectral. Otra utilidad del cokrigeaje que desarrollan es la solución al problema inverso en hidrogeología, y en tercer lugar el uso del cokrigeaje para estimar la derivada direccional de una variable escalar, o bien utilizar el cokrigeaje para la estimación del nivel piezométrico de un acuífero, teniendo en cuenta los bordes impermeables.

Chilès, J.P., (2012), “*The Generalized Variogram*”, presenta la teoría del variograma generalizado: definición, relación con la covarianza común o generalizada, estimación y las fluctuaciones en los casos de función Gauss y no Gauss.

Özgen K., C., (2012), en modelado geoestadístico de la zona de emisión de gases y su contenido, en las minas de Pittsburgh, utiliza simulación gaussiana secuencial, determinando la zona de emisión de gas, ubicación de las fuentes de gas y cantidad retenida en esas zonas, como fases para el diseño de una estrategia de control del metano y realización de un sistema de ventilación eficiente en la explotación minera del carbón.

Utiliza métodos geoestadísticos para el modelado y predicción de cantidades de gas, así como la evaluación de la incertidumbre asociada a las zonas de emisión de gas para el control de metano.

Este estudio utiliza una base de datos obtenida de 276 sondeos realizados desde la superficie hasta el fondo de la capa de carbón en el distrito minero de Pittsburgh. Los resultados indicaron que existen correlaciones espaciales que pueden ser modeladas y estimadas usando métodos geoestadísticos.

Ertunç, G. (2012), hace un estudio aplicando modelos geoestadísticos, a una determinada sección de un yacimiento de lignito sometido a una severa actividad tectónica. Las variables poder calorífico del lignito, el contenido de cenizas y contenido de humedad son estimados por covarianza y kriging ordinario y también simulados por función gaussiana secuencial.

Shahab Shahbeik *et al.* (2013), hace una estimación de recursos minerales y reservas. El objetivo del estudio es comparar el método de la distancia inversa ponderada (IDW) y el método de kriging ordinario (OK), basados en la estimación del error en el depósito de mineral de hierro de Dardevey, NE de Irán. Se calculan los semivariogramas anisotrópicos, para la estimación de la distribución de hierro (Fe) por ambos métodos. Se determinaron la densidad, la continuidad del mineral y residuos, así como número de puntos involucrados y el factor de la estimación en base a los métodos IDW y OK.

Los errores de estimación se compararon en ambos métodos y los resultados obtenidos por el estudio indicaron que la estimación del error del método OK es menor que el método IDW, con resultados satisfactorios.

Jarosław Zawadzka *et al.* (2013), hace un estudio sobre estimación del contenido de metano en minas de carbón, utilizando medidas físicas complementarias y Geoestadística multivariable.

El volumen de metano que se desprende del carbón durante su extracción generalmente se calcula sólo en base a las mediciones del contenido de metano en capa de carbón. Por lo general, aparte de las mediciones de metano, hay otras variables físicas que también se miden antes de la extracción de carbón. Aunque estas variables físicas no producen información directa sobre la concentración de metano, si que pueden correlacionarse significativamente con él y por lo tanto también pueden utilizarse en la estimación del contenido de metano. El objetivo de este trabajo fue analizar la posibilidad de utilizar geoestadística multivariable para estimar el contenido de metano en la capa de carbón utilizando medidas físicas secundarias. Para ello, se utilizaron dos tipos de medidas secundarias: la desorción del carbón y el factor de índice de resistencia, los cuales fueron utilizados en cokriging y simulación Co gaussiana secuencial (SGcoS). Ambas variables secundarias fueron suficientemente correlacionados con el contenido de metano, y por consiguiente, validar su uso en los análisis, para estimar el contenido de metano.

Modisa, K., et al. (2013), en “*evaluación del riesgo de contaminación del suelo alrededor de una región minera industrializada utilizando un enfoque geoestadístico*”, hace un estudio sobre la movilidad de algunos metales pesados en zonas mineras para evaluar su toxicidad y comportamiento geoquímico. El objetivo es evaluar la contaminación y el riesgo en los suelos agrícolas en una zona industrial de explotación minera a cielo abierto de lignito. Se estudia la distribución geoquímica de contaminación del suelo por la aplicación del procedimiento Bayesiano máxima entropía (BME), una versátil extensión de geoestadística que permite fusionar las valoraciones espaciales y temporales en un único modelo.

Dafonte D., J. *et al.* (2014) en “*parámetros topográficos para la estimación de propiedades físicas del suelo mediante geoestadística*”, selecciona parámetros topográficos derivados de un modelo digital del terreno (MDT), utilizando el krigeado con deriva externa para mejorar la estimación de la variabilidad de las propiedades del suelo, que están correlacionadas con los citados parámetros topográficos.

Zasina, D. *et al.* (2014), en “*análisis de emisiones de mercurio procedentes de la combustión de carbón en Silesia, utilizando geoestadística*”, incluye el método de kriging

ordinario para el estudio de la distribución de emisiones de mercurio procedentes de la combustión.

Dummera, T. *et al.* (2014), en “*modelo geoestadístico para determinar el contenido de arsénico en pozos de agua en Nueva Escocia, Canadá*”, desarrollan modelos geoestadísticos para predecir las concentraciones de arsénico en agua, concluyendo que los factores geológicos y ambientales que contribuyen a la contaminación de arsénico en el agua de los pozos son los mayores factores, del contenido de arsénico en el cuerpo de los residentes de Nueva Escocia.

Esbrí, J.M *et al.* (2015), en “*Análisis geoestadístico de datos geoquímicos de suelos de un área industrial (Puertollano)*”, realizan un estudio de semivariogramas en base a concentraciones elementales con distinción entre volátiles (Hg, Se) y elementos no volátiles (Cu, Ni), considerando las diferencias en la anisotropía de los datos, y los distintos modelos que reflejan diferentes formas de dispersión elemental.

Małgorzata, J. (2015), en “*análisis de la variabilidad del contenido de dióxido de sílice dentro de depósitos de piedra caliza*”, hace un análisis geoestadístico del parámetro cualitativo, dióxido de silicio, dentro de un depósito de piedra caliza, realizando un estudio de la variabilidad de dicho parámetro. Una vez efectuada la transformación de magnitudes se calcularon los semivariogramas omnidireccionales, que no presentaron anisotropía direccional. Los resultados de la estimación se obtuvieron mediante la técnica de kriging ordinario lognormal.

Naworyta, W, *et al.* (2015), en “*estudio en una explotación minera de lignito en Polonia, planificación para la entrega de carbón de calidad*”, teniendo en cuenta variabilidad geológica, y tomando como variable de estudio el poder calorífico del lignito, realizan un análisis basado en dos enfoques de modelado: Kriging y simulación gaussiana secuencial.

Rassi, R. *et al.* (2015), en “*correlación entre anomalías de oro (Au) litogeoquímica y densidad de fallas usando geoestadística y modelación Fractal en Sharafabad Hizehjan, NW de Irán*”, hacen un estudio para examinar la correlación entre dichas anomalías, así como un análisis anisotrópico.

Mirjana Čujić *et al.* (2015), usando kriging ordinario, efectúa un estudio de la concentración de la actividad de los radionucleidos, ^{238}U , ^{232}Th y ^{40}K , con muestras obtenidas del suelo a dos profundidades (0-10 y 10-20 cm) en las cercanías de la mayor planta de energía de carbón de Serbia. De los resultados obtenidos, se puede concluir que la operación de la planta de energía de carbón no tiene ningún impacto negativo significativo en el entorno con relación al contenido de radionucleidos naturales.

3 METODOLOGÍA

3.1 Herramientas.

Las variables de trabajo de esta tesis, requieren tratamiento con referencia espacial, por lo que una de las herramientas que se ha utilizado, es el software ArcGIS, que permite la gestión, análisis de datos y resolución mediante cálculos precisos, así como representaciones espaciales tridimensionales georeferenciadas de la capa de antracita, objeto de estudio en esta investigación. Como complemento, también se ha utilizado el software Maple 2015, especialmente en lo que se refiere al análisis de la regresión múltiple de las variables de estudio, y su representación espacial tridimensional.

Los datos de partida corresponden a sondeos realizados en coordenadas expresadas en m, ED50 UTM, perteneciente al huso 29N, y las potencias de la capa en m, son potencias reales.

Se han considerado tres hipótesis de estudio, en las que se plantean 3 modelos de mallado, en base al máximo alcance de influencia de la variabilidad de la potencia de la capa de antracita, Fig. 3.2.7, en donde el alcance próximo a 1500 m, se ha considerado una longitud máxima para el mallado de valor, la tercera parte de 1500 m, es decir 500 m para el mallado máximo. En la hipótesis 1, se ha considerado un mallado de 300x300 (m) para la realización de los sondeos. En la hipótesis 2 el mallado es de 300x450 (m). Y en la hipótesis 3 el mallado para los sondeos ha sido de 450x500 (m). El caso práctico, son 159 sondeos, realizados indiscriminadamente, en una explotación real.

3.2 Elementos de análisis geoestadístico.

Como complemento teórico, se incluye este apartado, toda vez que forma parte del análisis y de la metodología de estudio de las distintas variables que componen el trabajo de esta tesis, aunque es muy numerosa la referencia al respecto, tal como se refleja en la bibliografía.

Semivariograma.

El semivariograma es una herramienta esencial en el análisis geoestadístico, que da una medida numérica y representativa, sobre la continuidad de los valores de las variables a investigar; en este trabajo, serán las distintas variables de la antracita, contenida en la capa de estudio.

En el estudio espacial, consideramos las variables de las muestras, como regionalizadas, con unos valores determinados (potencia de la capa, poder calorífico del carbón, contenido de ceniza (%), contenido de azufre (%), etc.) y sus coordenadas espaciales X,Y,Z.

El conocimiento de la variable regionalizada, conlleva un campo geométrico o dominio de la variable a estudiar, su variación, y un volumen geométrico a definir o calcular donde la variable regionalizada tiene sus valores.

El estimador que ahora vamos a considerar, es la función variograma, que da la varianza de las muestras a una distancia de separación o lag(h).

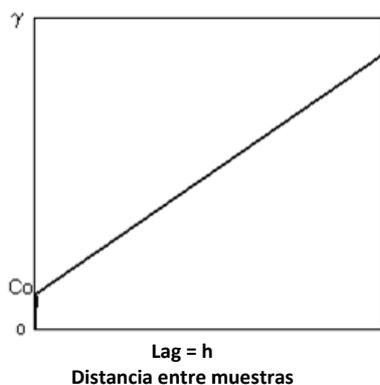
$$\text{Función variograma} \Rightarrow 2\gamma(h) = \sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [g(x_i) - g(x_i + h)]^2 \quad (3.2.1)$$

$$\text{La función} \Rightarrow \gamma(h) = \frac{1}{2} \sigma^2 \approx \frac{1}{2 \cdot N_h} \sum_{i=1}^N [g(x_i) - g(x_i + h)]^2 \quad (3.2.2)$$

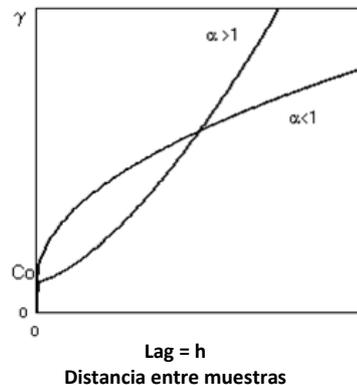
representa el Semivariograma.

Después de realizar el Semivariograma experimental, en función de los datos muestrales, hay que pasar a estimar un Semivariograma teórico (matemático) $\gamma(h)$, ajustado con el menor error posible, es decir con la mínima varianza, lo que permitirá que la bondad del ajuste, sea la mejor estimación posible, y que puede considerarse como la estimación del Semivariograma verdadero.

Existen distintos modelos teóricos para el ajuste como veremos, y después de analizar distintos comportamientos de la variabilidad de las muestras (isotropía, anisotropía), y una vez seleccionados los parámetros del modelo definitivo, debemos concluir con la validación del semivariograma. Entre varias funciones, para el ajuste teórico de modelos matemáticos se exponen las siguientes:



Modelo Lineal :
 $\gamma(0) = 0; \gamma(h) = Co + p \cdot h$, cuando $h > 0$



Modelo Potencial :
 $\gamma(0) = 0; \gamma(h) = Co + p \cdot h^\alpha$, cuando $h > 0$ y $0 < \alpha < 2$
 $p = \text{tg}(\omega)$, pendiente en el origen.

Figura 3.2.1. Modelos Lineal y potencial, de semivariograma.

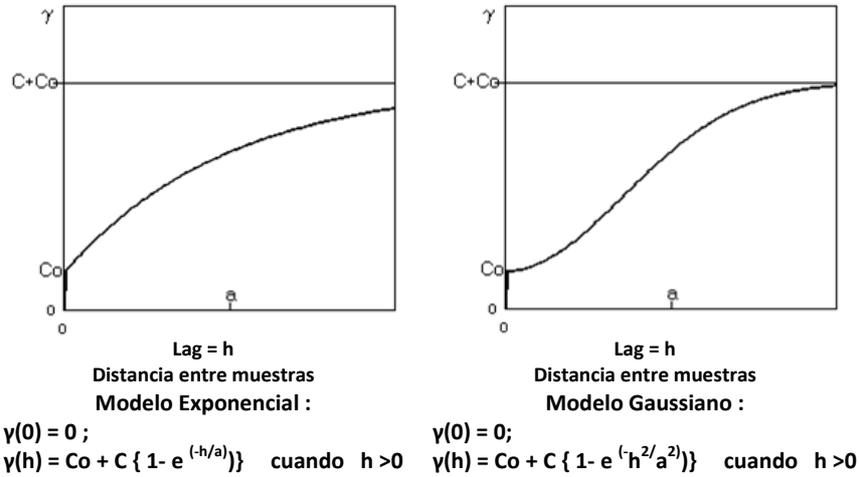


Figura 3.2.2. Modelos Exponencial y Gaussiano, de semivariograma.

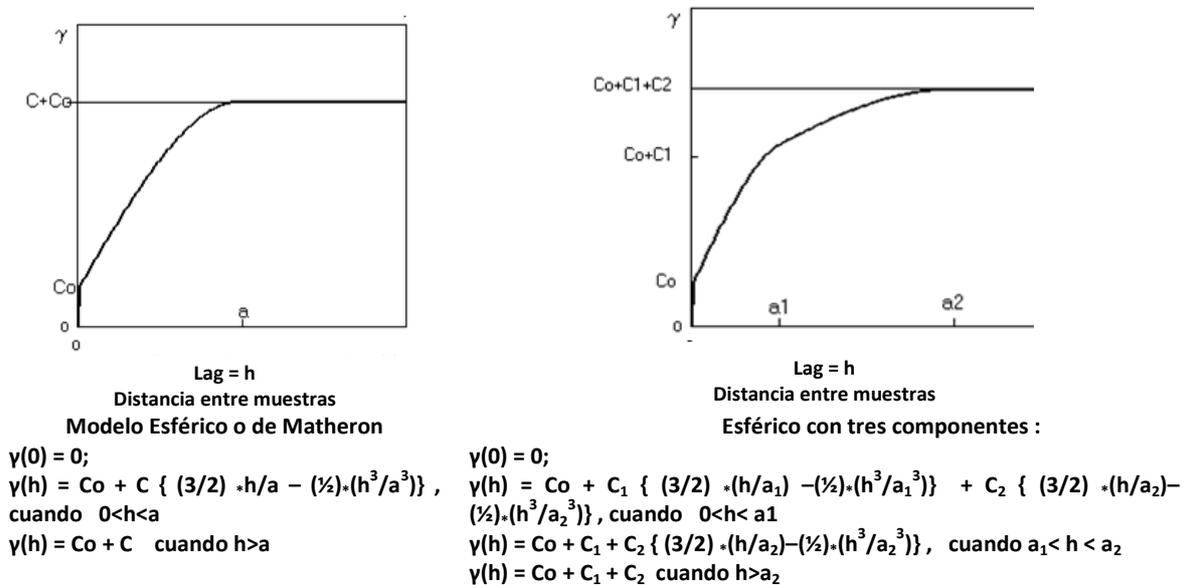


Figura 3.2.3. Modelo Esférico o de Matheron, de semivariograma.

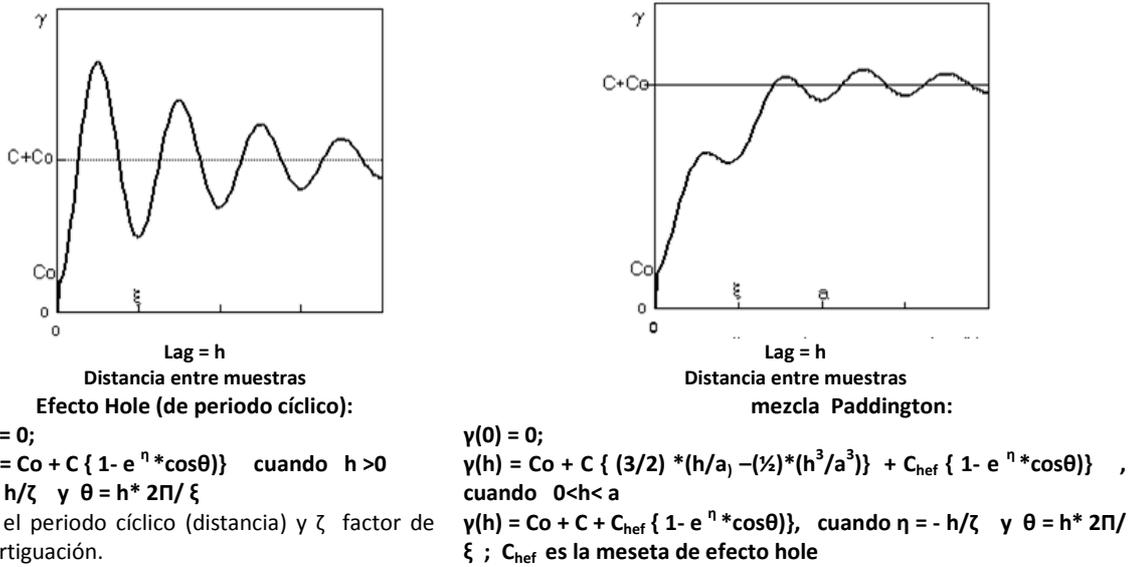


Figura 3.2.4. Modelo Efecto Hole y mezcla Paddington, de semivariograma.

En el siguiente gráfico se detalla un ejemplo de Semivariograma, con sus componentes esenciales.

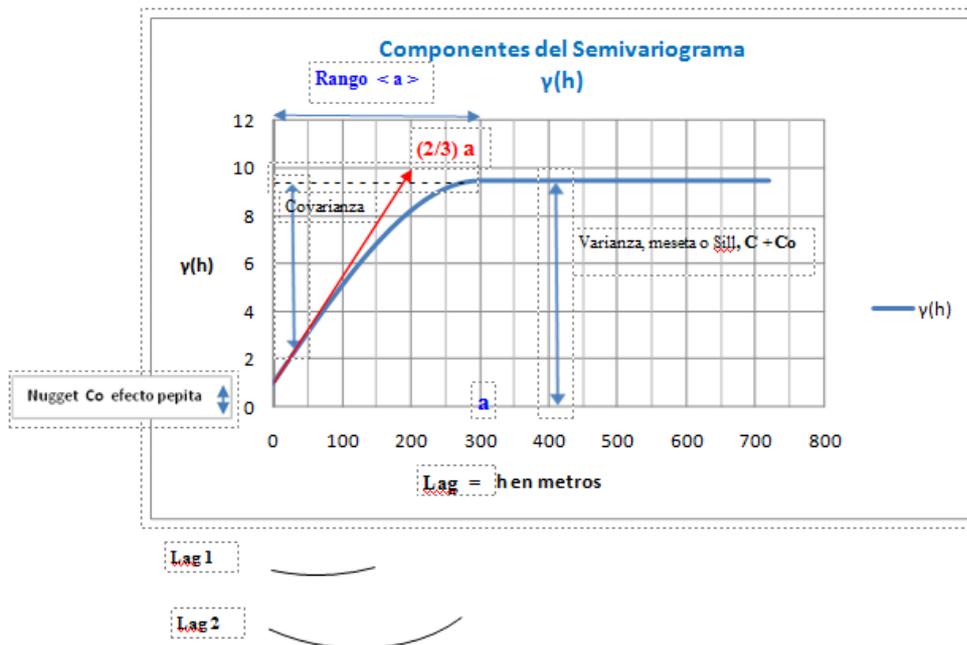
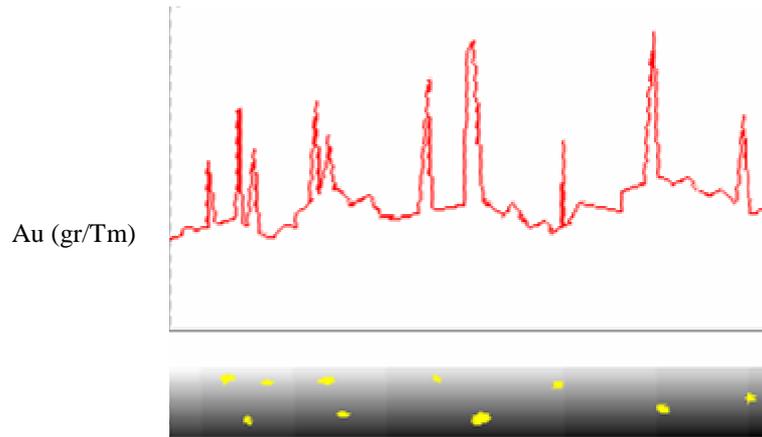


Figura 3.2.5. Componentes de un Semivariograma, modelo esférico.

El **rango** de influencia del Semivariograma, o *alcance* (**a**), la **varianza** (*meseta* o *sill*, $C+Co$), coincide teóricamente con el valor de la varianza experimental de los datos. **Nugget** (pepita, **Co**, **efecto pepita**, valor en origen para $h = 0$), y la distancia entre puntos (**h**) o lag. El *alcance* $\langle a \rangle$ es la distancia para la que se estacionariza el variograma,

alcanzando el valor límite llamado *meseta*. El significado geológico del *alcance* $\langle a \rangle$, es la de informar de la zona de influencia o continuidad geológica, de la variable en estudio.

Como operativa práctica, un mallado óptimo para los sondeos, debe realizarse entre los $a/3$ o $a/2$, a fin de evitar, que las muestras no estén correlacionadas, o bien si las distancias son menores, implique excesivo número de muestras. La denominación de efecto pepita proviene de los estudios que se hacían en los depósitos de oro, se produce dicho efecto debido a microvariaciones o bien a errores en el muestreo o análisis de las muestras.



Testigo con pepitas de oro

Figura 3.2.6. Muestra de pepitas de oro.

Semivariograma

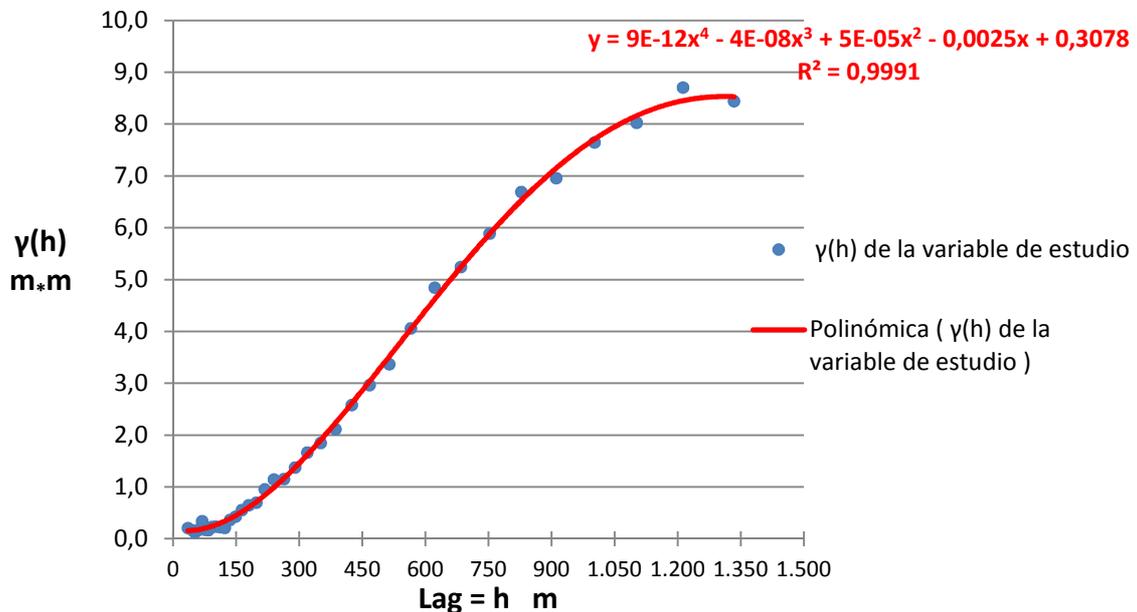


Figura 3.2.7. Ejemplo de Semivariograma experimental en azul de la variable de estudio Pcpa, y ajuste a una función polinómica de cuarto grado.

Isotropía.

En el estudio de los semivariogramas cuando se considera una variabilidad isotrópica, y en el supuesto de cálculo en varias direcciones ($\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$), los valores de $\gamma(h)$, cumplen con : $\gamma(h_1) \approx \gamma(h_2) \approx \dots \approx \gamma(h_n)$, siendo el modelo a aplicar, el omnidireccional, $\gamma(h) = \gamma_{\text{omnid}}(|h|)$; si $h=(h_x, h_y, h_z)$, $|h| = \sqrt{h_x^2 + h_y^2 + h_z^2}$

Anisotropía.

En el supuesto que la meseta se mantenga constante, pero el alcance o rango, varíe según distintas direcciones de estudio, se pone de manifiesto una anisotropía geométrica o elíptica. El eje mayor de la elipse corresponde al variograma con mayor alcance, mientras que el eje menor de la elipse corresponde al variograma con menor alcance. Este tipo de anisotropía, puede transformarse de elipse de anisotropía a transformada circular o isotrópica. Si el semieje mayor de la elipse es a_1 y el semieje menor es a_2 , al cociente $\lambda = a_1 / a_2$, se le denomina relación de anisotropía.

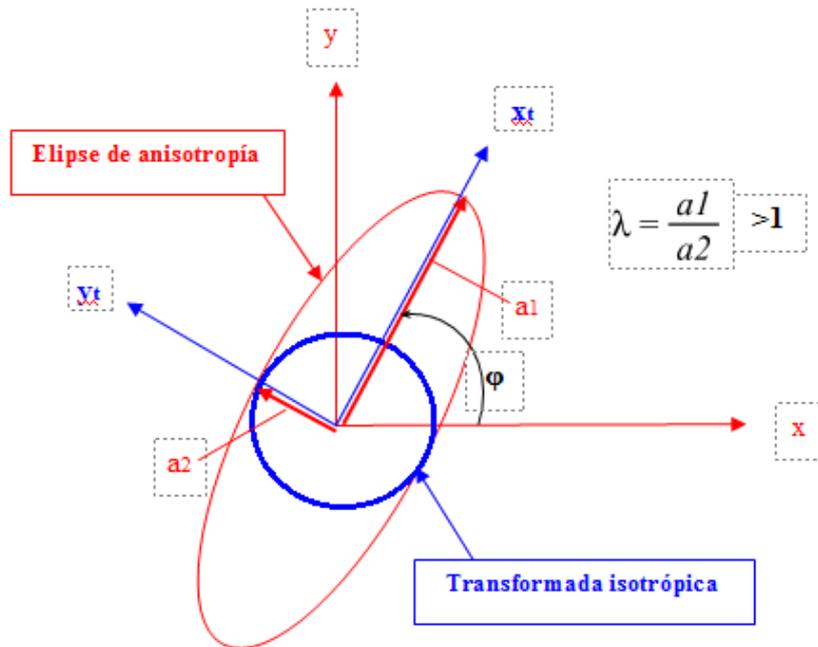


Figura 3.2.8. Elipse de anisotropía, y ejes de coordenadas originales (x, y). Circunferencia con coordenadas (x_t,y_t), de la transformada isotrópica.

La transformación de coordenadas, viene determinada por la ecuación matricial:

$$\begin{pmatrix} x_t \\ y_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \lambda & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \cos(\varphi) & \text{sen}(\varphi) \\ -\text{sen}(\varphi) & \cos(\varphi) \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (3.2.3)$$

Para el ejemplo que se muestra en la Fig. 3.2.9, donde el ángulo $\phi = 90 - 13^\circ = 77^\circ = 77 \cdot \pi / 180$, y para la constante $\lambda = 4208,5 / 3478,8 = 1.210$, las nuevas coordenadas para la transformada isotrópica serían:

$$\begin{pmatrix} x_t \\ y_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1.210 \cos\left(\frac{77}{180} \pi\right) x - 1.210 \sin\left(\frac{77}{180} \pi\right) y \\ \sin\left(\frac{77}{180} \pi\right) x + \cos\left(\frac{77}{180} \pi\right) y \end{pmatrix}$$

$$x_t = 0.2721 x - 1.179 y$$

$$y_t = 0.9744 x + 0.2249 y$$

Es decir para cualquier punto de coordenadas (x, y) , de la elipse de anisotropía, nos permite obtener las coordenadas de la transformada isotrópica (x_t, y_t) .

La Fig. 3.2.9 representa un semivariograma, de la variable Pcapa de la explotación real, obtenido mediante una función esférica, mostrando anisotropía en la dirección del eje mayor de la elipse, con un ángulo de 13° , respecto del eje vertical Y.

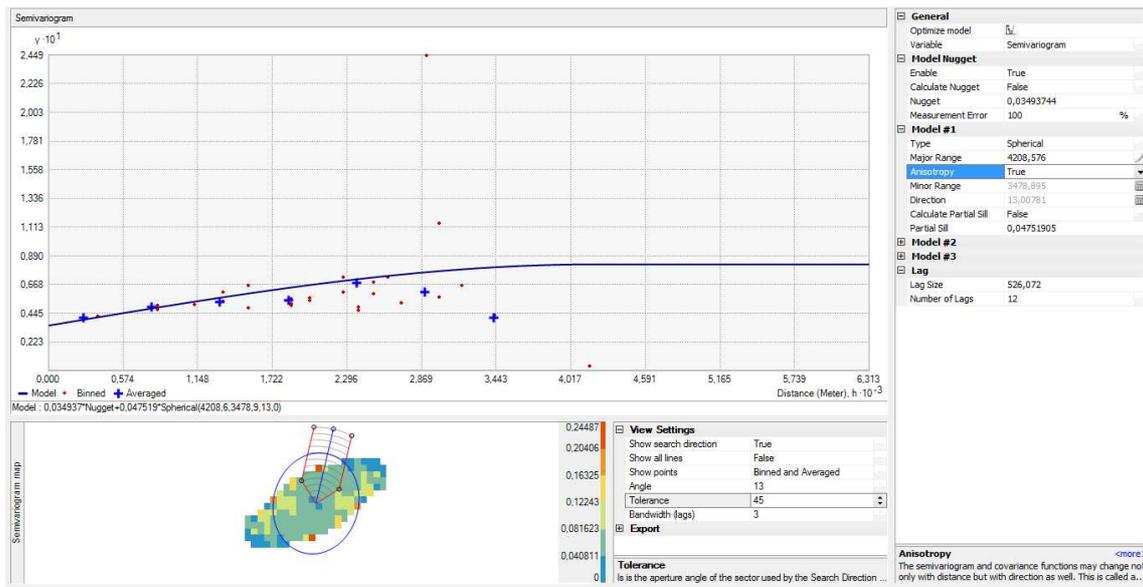


Figura 3.2.9. Semivariograma, mostrando anisotropía en la dirección del eje mayor de la elipse, con un ángulo de 13° , respecto del eje vertical Y.

La Fig. 3.2.10, representa un semivariograma, de la variable Pcapa de la explotación real, obtenido mediante una función esférica, mostrando anisotropía en la dirección del eje menor de la elipse, con un ángulo de 103° , respecto del eje vertical Y.

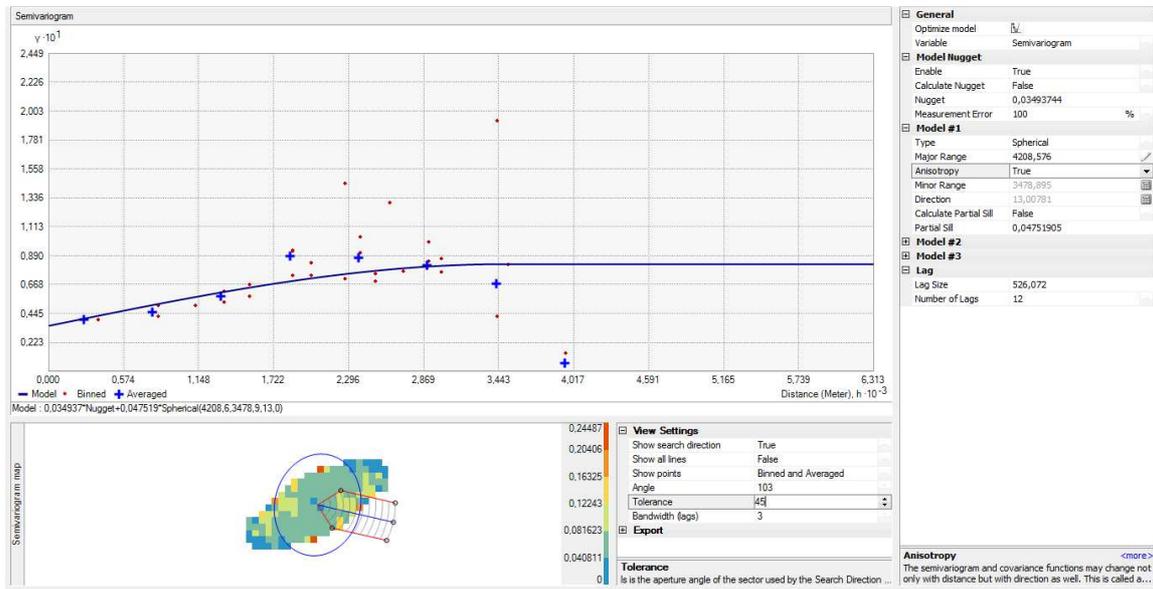


Figura 3.2.10. Semivariograma, mostrando anisotropía en la dirección del eje menor de la elipse, en un ángulo de 103° respecto del eje vertical Y.

La Fig. 3.2.11, representa el conjunto de semivariogramas, de la variable Pcapa de la explotación real, obtenido mediante una función esférica, mostrando anisotropía en todas las direcciones.

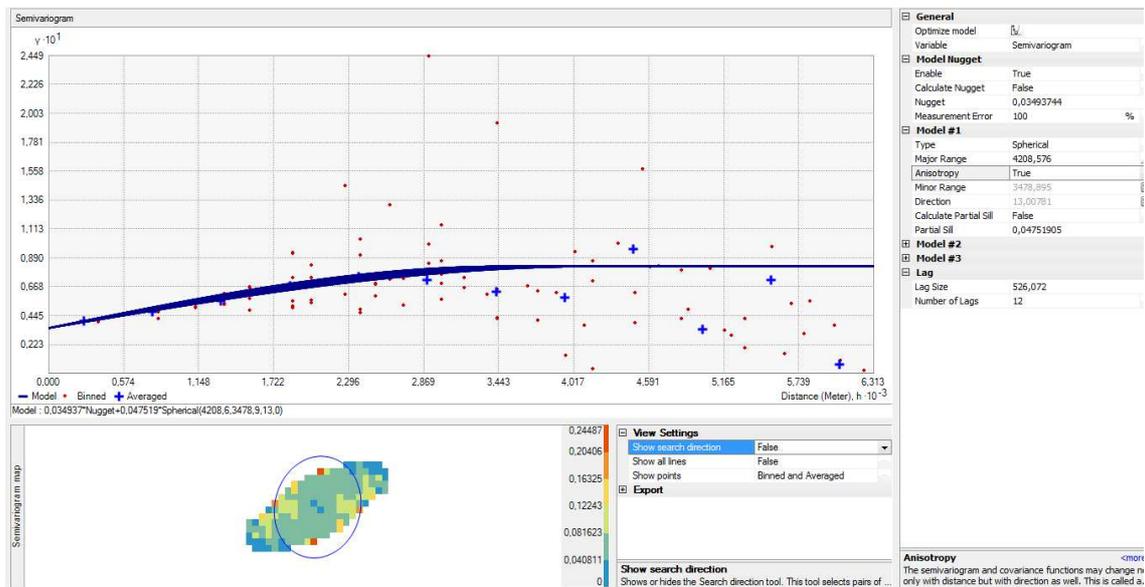


Figura 3.2.11. Distintos semivariogramas agrupados desde el menor alcance, hasta el de mayor alcance, consecuencia de la anisotropía.

La mayor variabilidad corresponde al menor rango, eje menor de la elipse, es decir en este eje la continuidad es menor, mientras que para el mayor alcance, eje mayor de la elipse, tiene una variabilidad menor, es decir mayor continuidad.

El modelo que resulta del semivariograma tiene la expresión siguiente:

$$[0.034937 * \text{Nugget} + 0.047519 * \text{Spherical}(4208.6; 3478.9; 13.0)]$$

Si consideramos las mesetas parciales para cada uno de los alcances, a_1 y a_2 , tenemos unos valores de $C_1 = 0.045490$ y $C_2 = 0.002029$, siendo $C = C_1 + C_2$

$$\gamma(0) = C_0 = 0,034937; C = 0.047519; a_1 = 3478.9 \text{ m}; a_2 = 4208,6 \text{ m}$$

$$\phi = 90^\circ - 13^\circ = 77^\circ, \text{ respecto del eje X.}$$

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 + C_2 = 0,082456 \text{ cuando } h > a_2$$

Un modelo compuesto, de los dos semivariogramas podría ser:

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 \left\{ \left(\frac{3}{2} \right) * \left(\frac{h}{a_1} \right) - \left(\frac{1}{2} \right) * \left(\frac{h^3}{a_1^3} \right) \right\} + C_2 \left\{ \left(\frac{3}{2} \right) * \left(\frac{h}{a_2} \right) - \left(\frac{1}{2} \right) * \left(\frac{h^3}{a_2^3} \right) \right\}, \text{ cuando } 0 < h < a_1$$

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 + C_2 \left\{ \left(\frac{3}{2} \right) * \left(\frac{h}{a_2} \right) - \left(\frac{1}{2} \right) * \left(\frac{h^3}{a_2^3} \right) \right\}, \text{ cuando } a_1 < h < a_2$$

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 + C_2 \text{ cuando } h > a_2$$

Para los datos obtenidos, nos llevaría a:

$$\gamma(h) = 0,034937 + 0.045490 \left\{ \left(\frac{3}{2} \right) * \left(\frac{h}{3478.9} \right) - \left(\frac{1}{2} \right) * \left(\frac{h^3}{(3478.9)^3} \right) \right\} + 0.002029 \left\{ \left(\frac{3}{2} \right) * \left(\frac{h}{4208,6} \right) - \left(\frac{1}{2} \right) * \left(\frac{h^3}{(4208,6)^3} \right) \right\}, \text{ si } 0 < h < 3478.9$$

$$\gamma(h) = 0,034937 + 0.045490 + 0.002029 \left\{ \left(\frac{3}{2} \right) * \left(\frac{h}{4208,6} \right) - \left(\frac{1}{2} \right) * \left(\frac{h^3}{(4208,6)^3} \right) \right\}$$

$$\text{si } 3478.9 < h < 4208,6$$

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 + C_2 = 0,082456 \text{ si } h > 4208,6$$

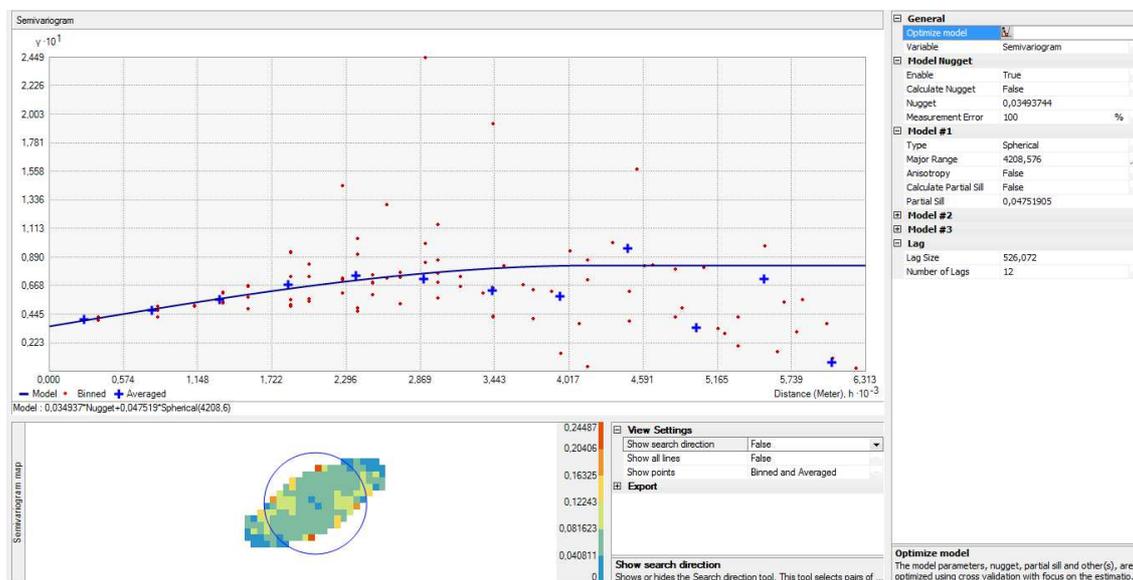


Figura 3.2.12. Semivariograma isotrópico, en modelo esférico.

El modelo que resulta del semivariograma de la Fig. 3.2.12, tiene la expresión siguiente:

Modelo esférico : $0.034937 * \text{Nugget} + 0.047519 * \text{Spherical}(4208.6)$

$\gamma(0) = C_0 = 0,034937; C = 0.047519; a = 4208,6 \text{ m}$

$\gamma(h) = 0,034937 + [0.047519 * \{ (3/2) * h/4208,6 - (1/2) * (h^3/(4208,6)^3) \}]$,

si $0 < h < 4208,6 \text{ m}$

$\gamma(h) = C_0 + C = 0,082456$ **si $h > 4208,6 \text{ m}$**

Si es la *anisotropía zonal*, es decir con mesetas y alcances distintos, entonces el modelo del semivariograma conjunto, se puede considerar como una suma de funciones que representan cada anisotropía.

$$\gamma(\mathbf{h}) = \gamma_1(\mathbf{h}) + \gamma_2(\mathbf{h}) + \dots \tag{3.2.4}$$

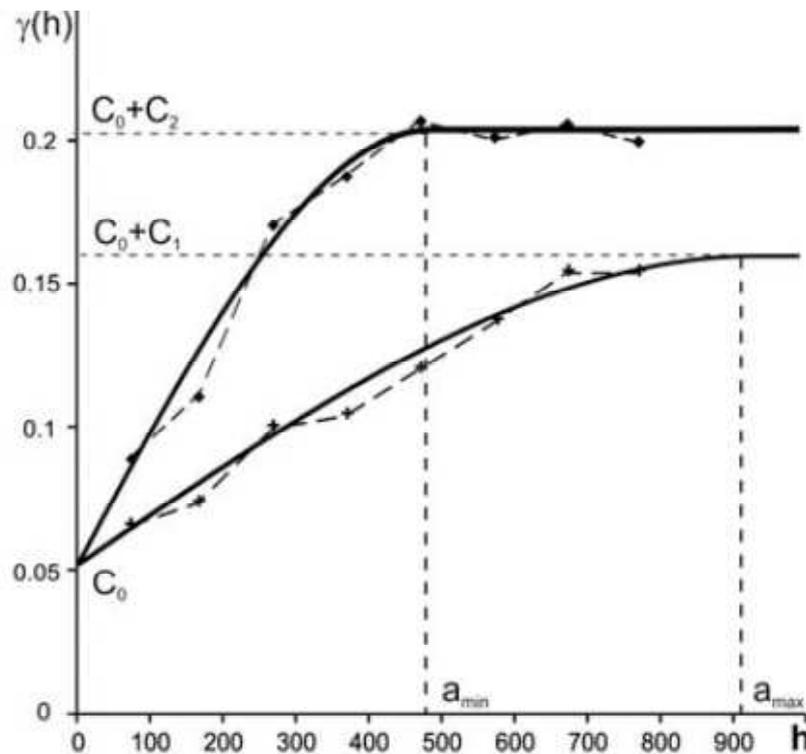


Figura 3.2.13. Semivariograma, mostrando anisotropía zonal.

3.3 Análisis.

Previo a la obtención de los resultados definitivos, es preciso realizar una secuencia de procesos en el análisis geoestadístico de los datos, objeto de la investigación de esta tesis, que se detallan a continuación.

3.3.1 Análisis exploratorio de datos.

Se inicia, un análisis de estadísticos de los datos muestrales, tanto de la predicciones hechas para las tres hipótesis, como de la explotación real, donde puede obtenerse, histogramas, tendencias sobre su distribución normal, posibles outliers, o necesarias transformaciones de datos lognormales, para su posterior tratamiento geoestadístico.

Asimismo, se comprueba la estacionaridad del conjunto de datos muestrales, o posibles tendencias.

3.3.2 Estimación.

Uno de los procesos para la estimación de la correlación de los datos muestrales, es el cálculo del semivariograma experimental, donde se puede ya observar la forma y tendencias que resultan de los datos en estudio, según se ha descrito en el anterior apartado (3.2.), y en el que se puede observar, isotropías o posibles anisotropías, que repercutirán en el posterior tratamiento, para el modelo teórico.

3.3.3 Modelo teórico.

Una vez realizado el semivariograma experimental, en función de los datos muestrales, hay que pasar a estimar un semivariograma teórico (matemático), $\gamma(h)$, ajustado con el menor error posible, es decir con la mínima varianza, lo que permitirá que la bondad del ajuste, sea la mejor estimación posible, y que puede considerarse como la estimación del semivariograma o modelo teórico óptimo.

3.3.4 Validación del modelo.

De conformidad con los distintos modelos ya expuestos en el apartado 3.2, posteriormente es preciso, y mediante un análisis de obtención de menores errores entre los datos muestrales y los obtenidos mediante el modelo o función teórica, se finalizará con una validación cruzada, consistente en el contraste entre cada valor muestral y posterior estima mediante el modelo seleccionado como más representativo con el conjunto de los datos experimentales. Elegido el modelo teórico se procederá al kriging o interpolación de los datos, donde también podemos conocer, mapas de los errores de estimación de cada tipo de kriging, para su posterior tratamiento, en los resultados objeto de esta tesis.

Para el cálculo del volumen de reservas, se creará una superficie TIN, mediante la utilidad de ArcMap de ArcGIS, create TIN, y tomando como base de entrada, los resultados de la validación cruzada para la potencia de la capa, en las distintas hipótesis, así como en el caso práctico, de una explotación real.

En estos modelos TIN, los vértices están conectados con una serie de aristas para formar una *red de triángulos irregulares*. Existen diversos métodos de interpolación para formar estos triángulos, como la triangulación de Delaunay o el orden de distancias. ArcGIS es compatible con el método de triangulación de Delaunay.

La triangulación resultante cumple el criterio de triángulo de Delaunay, que afirma que la circunferencia circunscrita de cada triángulo de la red no debe contener ningún vértice de otro triángulo. Si se cumple el criterio de Delaunay en todo el TIN, se maximizará el ángulo interior mínimo de todos los triángulos. El resultado es que los triángulos estrechos y largos se evitan en lo posible.

Las aristas de los TIN forman superficies triangulares contiguas y no superpuestas que se pueden utilizar para capturar la posición de entidades lineales que juegan un papel importante en una superficie, como cadenas montañosas o arroyos. En la Fig. 3.2.14, se representan los nodos y aristas de un TIN (izquierda) y los nodos, bordes y caras de un TIN (derecha).

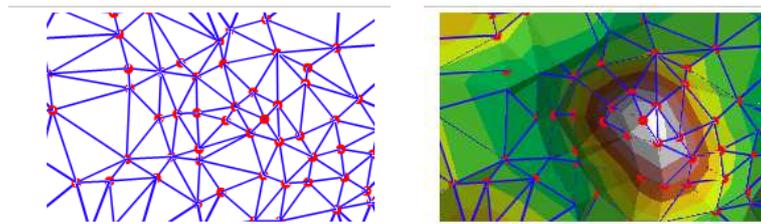


Figura 3.2.14. Nodos y aristas de un TIN.

Las superficies TIN se suelen utilizar para el modelado de alta precisión de áreas más pequeñas, como en aplicaciones de ingeniería, donde resultan útiles porque permiten realizar cálculos de área planimétrica, área de superficie (3D) y volumen.

Mediante la utilidad de 3D Analyst, y dentro de Superficie funcional, podemos determinar con la opción Volumen en superficie, la volumetría correspondiente al TIN creado para la variable potencia de la capa de carbón, lo que en base a la densidad media, obtenida de los análisis de los distintos sondeos con recuperación de testigo, y estimada en $1,75 \text{ Tm/m}^3$, podemos evaluar el total de reservas de carbón.

También se ha efectuado un contraste de la evaluación en función de la capa de techo y de muro. Es evidente que el volumen de carbón contenido en la capa, es la diferencia de volúmenes entre la superficie del techo de la capa y la superficie de muro de la capa. Esta otra posibilidad, se ha llevado a efecto con la creación de las superficies TIN, de las variables tanto Z_t de la capa como de Z_m , y mediante la utilidad de 3D Analyst, superficie triangulada, diferencia de superficie, que calcula la superficie y el volumen encerrado entre las dos superficies de techo y de muro de la capa.

Un análisis matemático con Maple 2015, nos lleva a, unos resultados equivalentes, basados en el estudio de regresión lineal múltiple, habiendo obtenido con este software, las representaciones espaciales tridimensionales, y los planos de regresión entre distintas variables de estudio.

4 HIPÓTESIS DE CÁLCULO

En este capítulo se van a considerar cuatro bases de datos que figuran en el Anexo I, como Tabla BD411 para la hipótesis 1, Tabla BD421 para la hipótesis 2, Tabla BD431 para la hipótesis 3, y Tabla BD441 para el caso práctico de la explotación real. Los nombres de los campos de las bases de datos son idénticas para todos, y están definidos en el apartado 4.1.1.

Como operativa práctica, el mallado para los sondeos, se ha elegido en función de la variabilidad que ha presentado el semivariograma para la variable Pcapa.

4.1 Hipótesis 1, evaluación geoestadística del cálculo de reservas, con mallado de 300x300 m

4.1.1 Base de datos hipótesis 1.

La base de datos de los sondeos, figura en el Anexo I, como BD411, contiene los siguientes nombres y definiciones:

X, Y, Z : Coordenadas en m ED50 UTM, perteneciente al huso 29N.

Pcapa: Potencia de la capa de antracita en m

Mjul : Poder calorífico de la antracita expresada en Mj.

Az : Contenido de azufre de la antracita, expresada en %.

Ce : Contenido de cenizas de la antracita, expresada en %.

Zt: Cota en m correspondiente al techo de la capa de antracita.

Zm : Cota en m correspondiente al muro de la capa de antracita.

Prof_A_Techo : Profundidad en m desde la embocadura del sondeo en la superficie del terreno, hasta la capa del techo de la antracita.

Nombre_s : Denominación asignada al sondeo.

4.1.2 Representación espacial georeferenciada de los sondeos.

Una vez georeferenciados los sondeos de la hipótesis 1, obtenemos en ArcMap, módulo del ArcGIS, la Fig. 4.1.1.

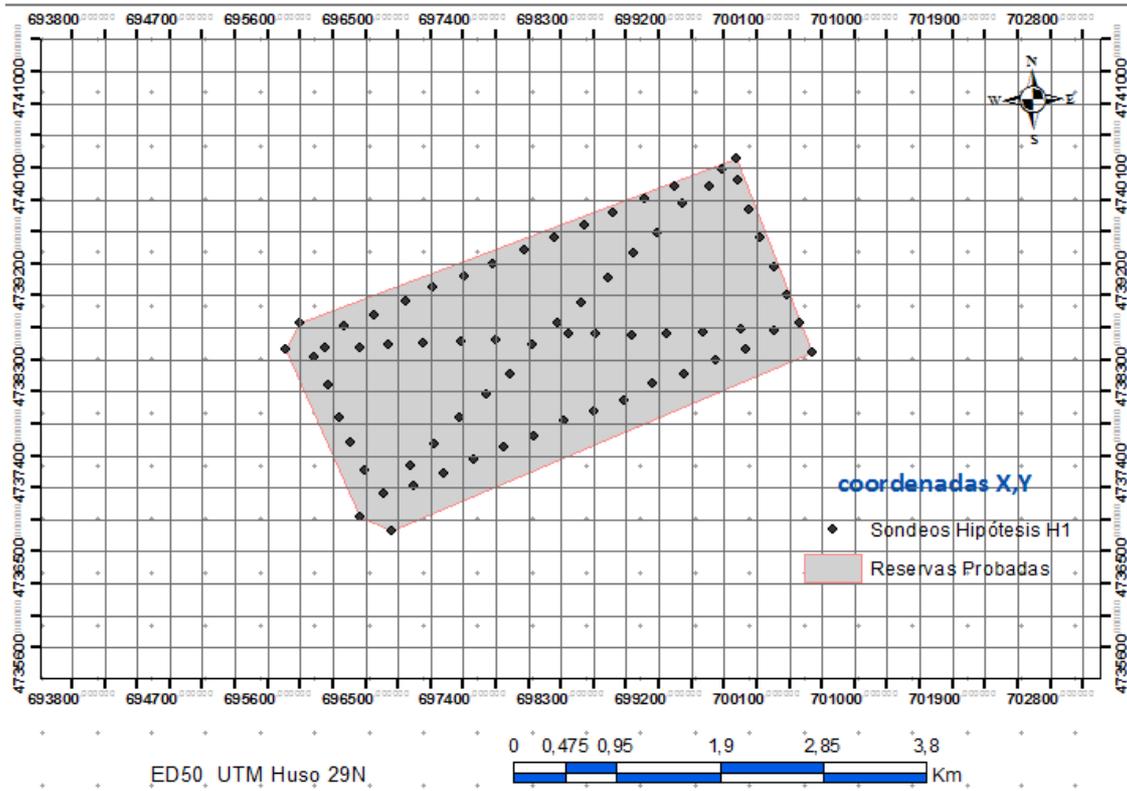


Figura 4.1.1. Coordenadas X,Y de los sondeos, mallado 300x300 m con dos diagonales, a escala 1:50.000.

De forma general para los cálculos en las tres hipótesis y en el caso práctico de la explotación real, la obtención de los histogramas para cada variable, la relación de la variable respecto de su distribución normal, los estadísticos de cada variable, los semivariogramas así como los distintos métodos de Kriging, se han realizado con el módulo, análisis geoestadístico, exploración de datos de ArcMap.

4.1.3 Histogramas.

Para la variable Pcpa, obtenemos:

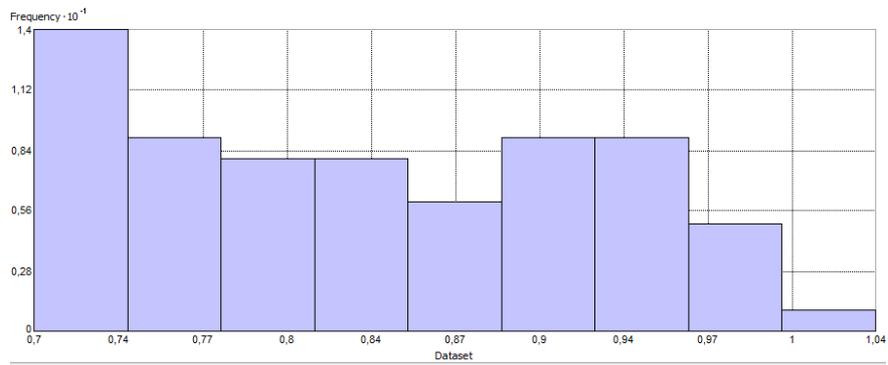


Figura 4.1.2. Histograma para la variable Pcpa.

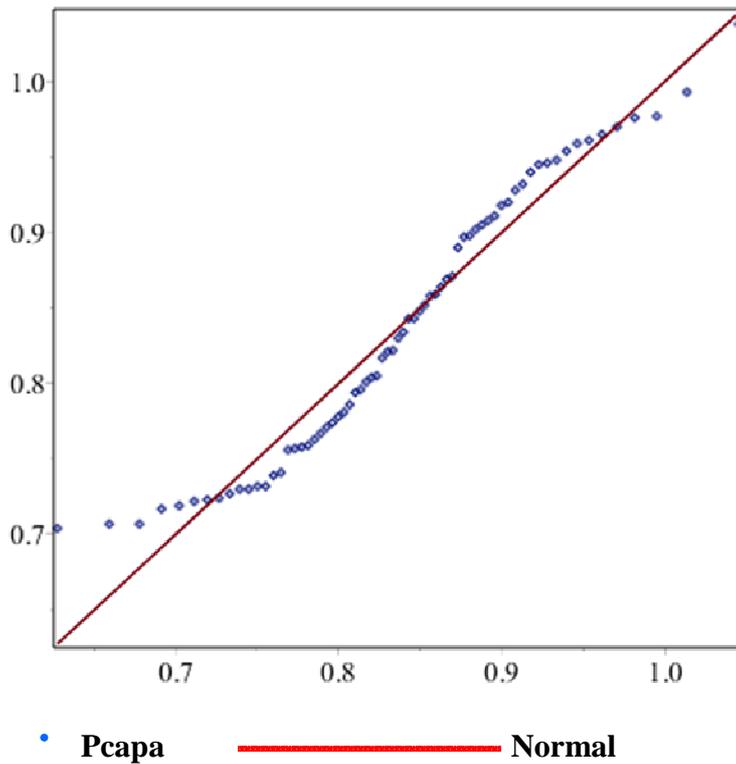


Figura 4.1.3. Relación de la variable Pcpa, respecto de la distribución Normal.

Tabla 4.1.1: Estadísticos de la variable Pcapa, hipótesis 1.

Valor central	Medidas de dispersión	Medidas de forma
Nº. de datos : 69		
Máx. valor : 1.038		
mín. valor : 0.704		
Medidas de localización :		
Centrales :		
Media (mean) $\mu = 0.83646$	Varianza : 0.00806	
mediana : 0.83000	Desviac.St. $s= 0.08980$	
moda : 0.84300	Rango : 0.33400	
	IRQ : 0.15567	
Medidas de localización :		
No centrales :		Sesgo : 0.22778
Cuartil 25 : 0.75767		Curtosis : 1.82144
Cuartil 50 : 0.83000		Coef.Var. CV : 0.10736
Cuartil 75 : 0.91333		

Variable Mjul:

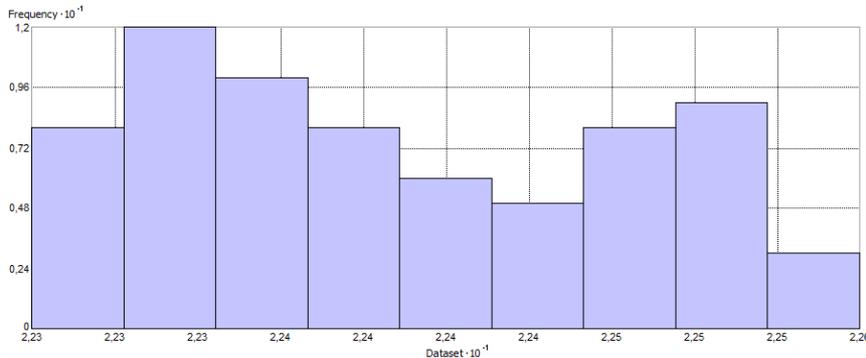


Figura 4.1.4. Histograma para la variable Mjul.

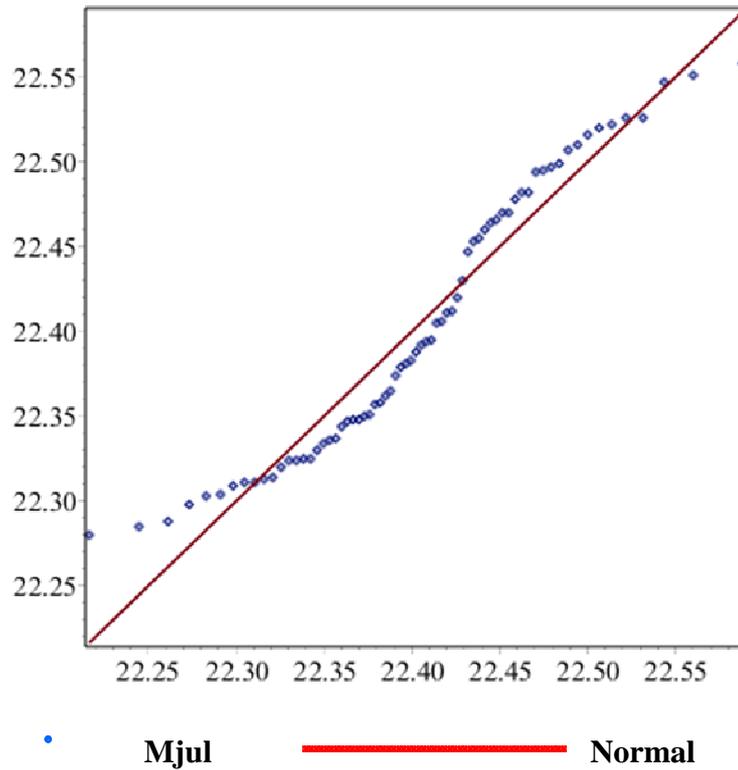


Figura 4.1.5. Relación de la variable Mjul, respecto de la distribución Normal.

Tabla 4.1.2: Estadísticos de la variable Mjul, hipótesis 1.

Valor central		Medidas de dispersión		Medidas de forma	
Nº. de datos	: 69				
Máx. valor	: 22.55				
mín. valor	: 22.28				
Medidas de localización :					
Centrales :					
Media (mean) μ	= 22.40				
mediana	: 22.38				
moda	: 22.52				
		Varianza	: 0.00639		
		Desviac.St.	s= 0.07994		
		Rango	: 0.27800		
		IRQ	: 0.14000		
Medidas de localización :					
No centrales :					
Cuartil 25	: 22.33			Sesgo	: 0.30684
Cuartil 50	: 22.38			Curtosis	: 1.76632
Cuartil 75	: 22.47			Coef.Var. CV	: 0.00357

Variable Az:

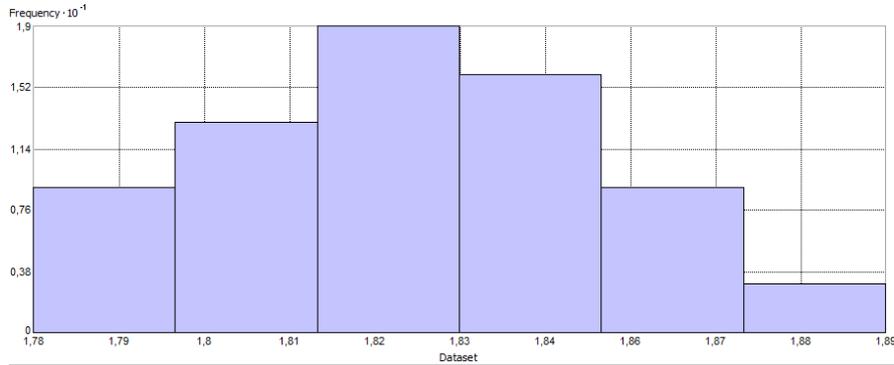


Figura 4.1.6. Histograma para la variable Az.

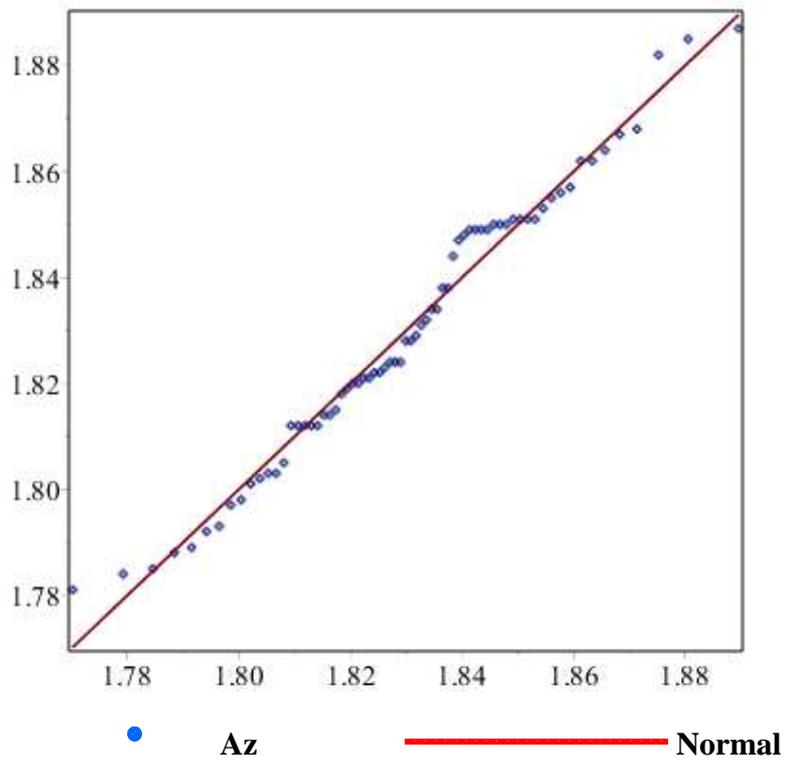


Figura 4.1.7. Relación de la variable Az, respecto de la distribución Normal.

Tabla 4.1.3: Estadísticos de la variable Az, hipótesis 1.

Valor central	Medidas de dispersión	Medidas de forma
Nº. de datos : 69		
Máx. valor : 1.88		
mín. valor : 1.78		
Medidas de localización :		
Centrales :		
Media (mean) $\mu = 1.82$	Varianza : 0.00066	
mediana : 1.82	Desviac.St. $s = 0.02568$	
moda : 1.85	Rango : 0.10600	
	IRQ : 0.03800	
Medidas de localización :		
No centrales :		Sesgo : 0.09929
Cuartil 25 : 1.81		Curtosis : 2.30647
Cuartil 50 : 1.82		Coef.Var. CV : 0.01403
Cuartil 75 : 1.85		

Variable Ce:

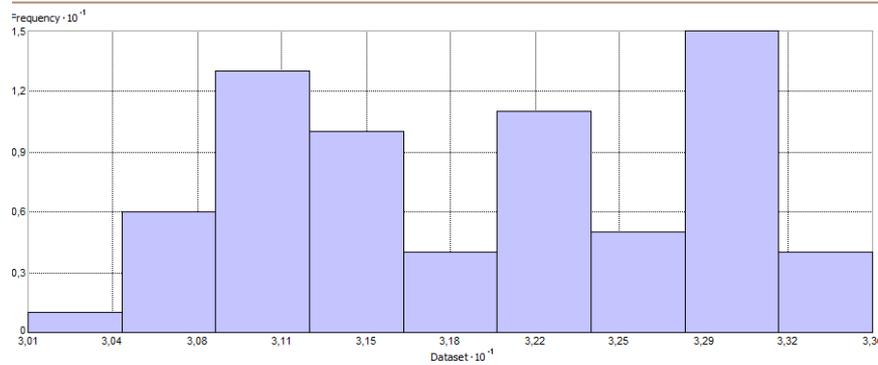


Figura 4.1.8. Histograma para la variable Ce.

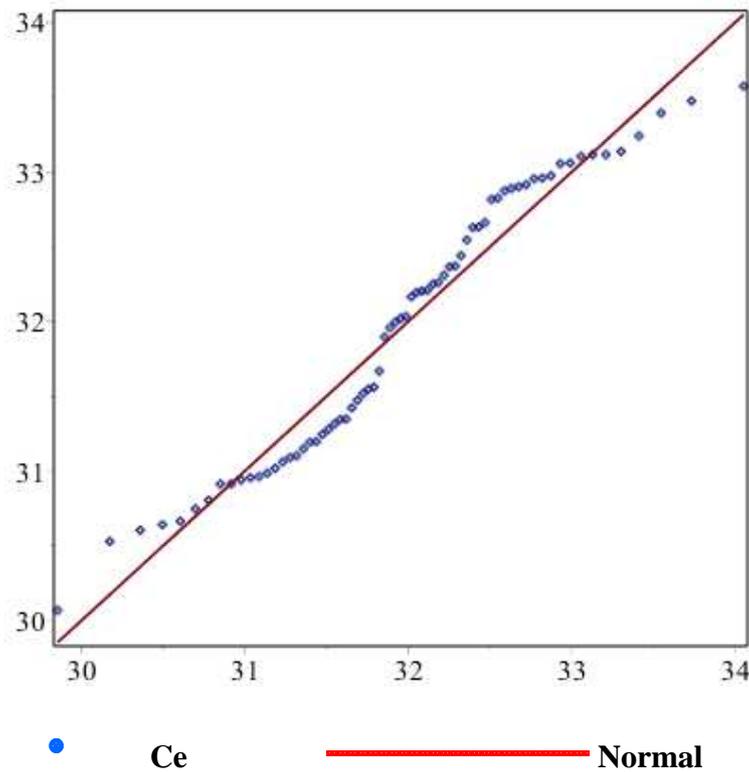


Figura 4.1.9. Relación de la variable Ce, respecto de la distribución Normal.

Tabla 4.1.4: Estadísticos de la variable Ce, hipótesis 1.

Valor central	Medidas de dispersión	Medidas de forma
Nº. de datos : 69		
Máx. valor : 33.57		
mín. valor : 30.07		
Medidas de localización :		
Centrales :		
Media (mean) $\mu = 31.95$		
mediana : 32.02		
moda : 33.11		
	Varianza : 0.8140	
	Desviac.St. $s = 0.9022$	
	Rango : 3.5040	
	IRQ : 1.7080	
Medidas de localización :		
No centrales :		Sesgo : 0.0134
Cuartil 25 : 31.13		Curtosis : 1.7423
Cuartil 50 : 32.02		Coef.Var. CV : 0.0282
Cuartil 75 : 32.84		

Variable Zt:

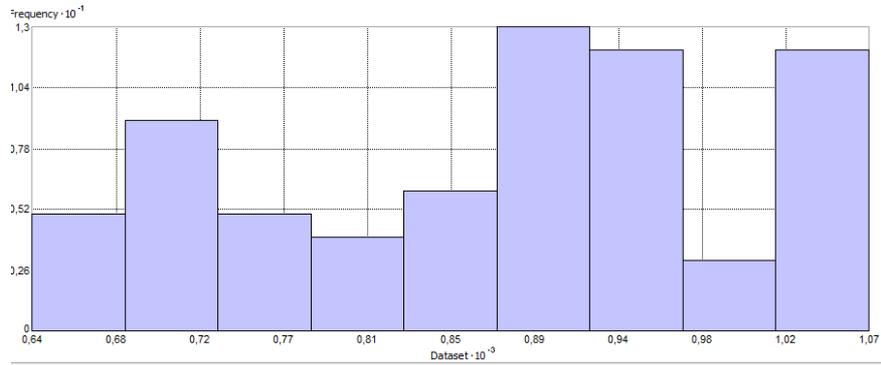


Figura 4.1.10. Histograma para la variable Zt.

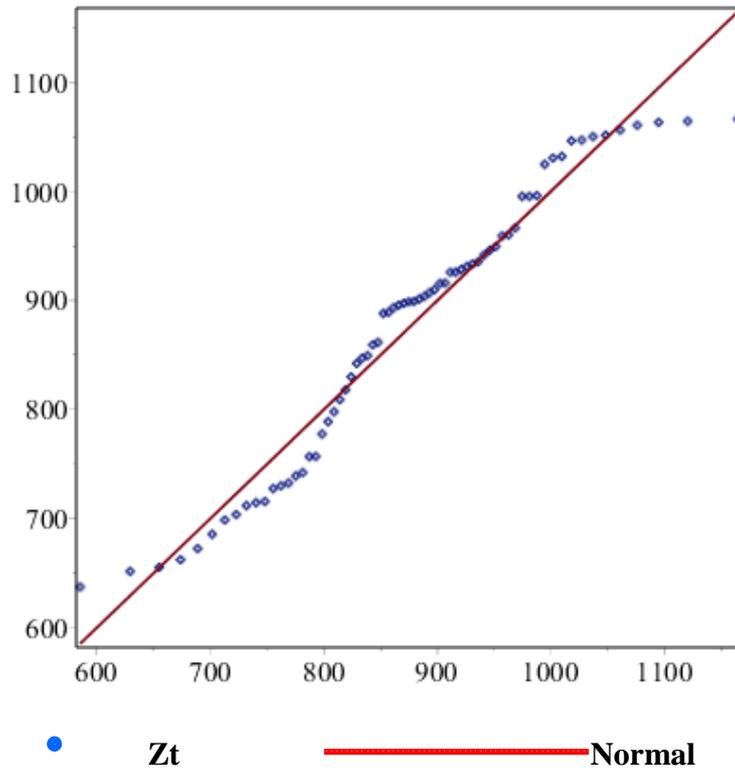


Figura 4.1.11. Relación de la variable Zt, respecto de la distribución Normal.

Tabla 4.1.5: Estadísticos de la variable Zt, hipótesis 1.

Valor central	Medidas de dispersión	Medidas de forma
Nº. de datos : 69		
Máx. valor : 1066.23		
mín. valor : 637.18		
Medidas de localización :		
Centrales :		
Media (mean) $\mu = 874.90$	Varianza : 15510.88	
mediana : 898.74	Desviac.St. $s= 124.542$	
moda : 1066.23	Rango : 429.050	
	IRQ : 202.650	
Medidas de localización :		
No centrales :		Sesgo : - 0.216
Cuartil 25 : 756.77		Curtosis : 1.951
Cuartil 50 : 898.74		Coef.Var. CV : 0.1423
Cuartil 75 : 959.42		

Variable Zm:

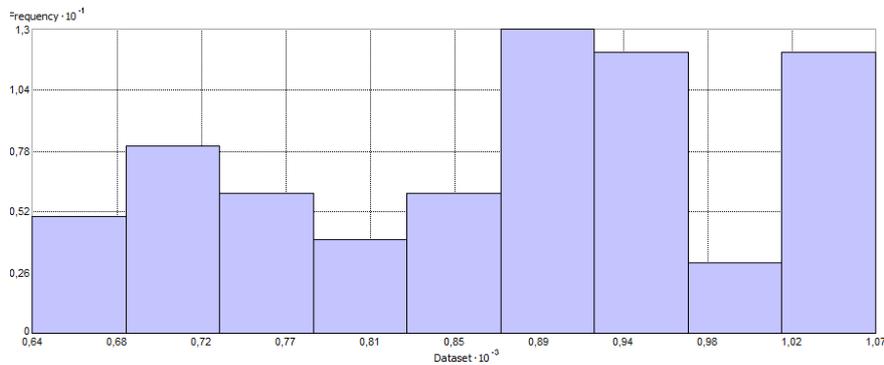


Figura 4.1.12. Histograma para la variable Zm.

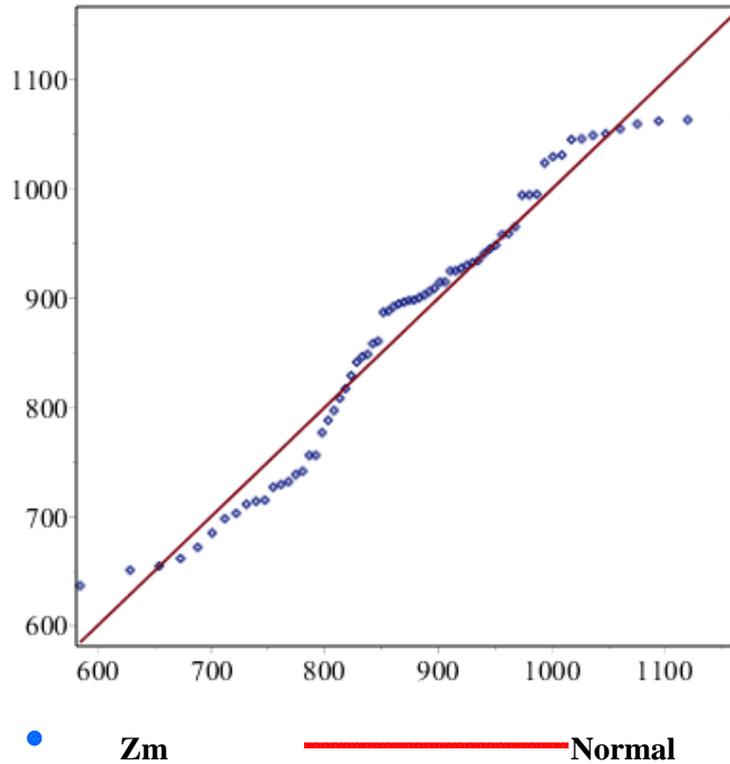


Figura 4.1.13. Relación de la variable Zm, respecto de la distribución Normal.

Tabla 4.1.6: Estadísticos de la variable Zm, hipótesis 1.

Valor central	Medidas de dispersión	Medidas de forma
Nº. de datos : 69		
Máx. valor : 1065.27		
mín. valor : 636.40		
Medidas de localización :		
<u>Centrales :</u>		
Media (mean) $\mu = 874.07$		
mediana : 897.96		
moda : 958.51		
	Varianza : 15500.57	
	Desviac.St. $s = 124.50$	
	Rango : 428.870	
	IRQ : 202.638	
Medidas de localización :		
<u>No centrales :</u>		Sesgo : -0.21602
Cuartil 25 : 775.89		Curtosis : 1.951
Cuartil 50 : 897.96		Coef.Var. CV : 0.1424
Cuartil 75 : 958.51		

4.1.4 Análisis espacial.

Un análisis de los estadísticos anteriores nos lleva a las siguientes consideraciones:

La media aritmética μ (suma de los valores de la variable dividida por número total de elementos), la mediana (valor mediano de la variable en el conjunto de sus valores ordenados de menor a mayor), y la moda (valor de la variable que tenga mayor frecuencia absoluta), tienen valores muy próximos, implica una distribución Normal, lo que favorece el tratamiento geoestadístico de los datos.

Respecto de la variable Pcapa, en cuanto a su rango (diferencia entre el valor máximo y mínimo de la variable en estudio) igual a 0.3340, es respecto de “s”, $(0.3340/0.0898) = 3.719$ veces, es decir respecto de la posición central de μ sería, $3.719/2 = 1.859$, lo que representa en expresión matemática, $\mu \pm 1.859 \cdot s$. Según la tabla de distribución Normal para $x = 1.859$ le corresponde para la función de distribución Normal $\phi(x) = 0,9685 = 96,85 \%$, lo que conlleva a considerar que $(1 - 0,9685) = 0,0315$, es decir un 3,15 % de los valores de la variable, se encuentran esparcidos, por encima de $(\mu + 1.859 \cdot s)$ y por debajo de $(\mu - 1.859 \cdot s)$, lo que implica que, entre ambos extremos, haya un 96,85 % en la distribución Normal es decir entre $(\mu \pm 1.859 \cdot s)$.

En cuanto a la curtosis al ser menor que 3, tiende a una distribución platicúrtica o menos apuntada que la normal.

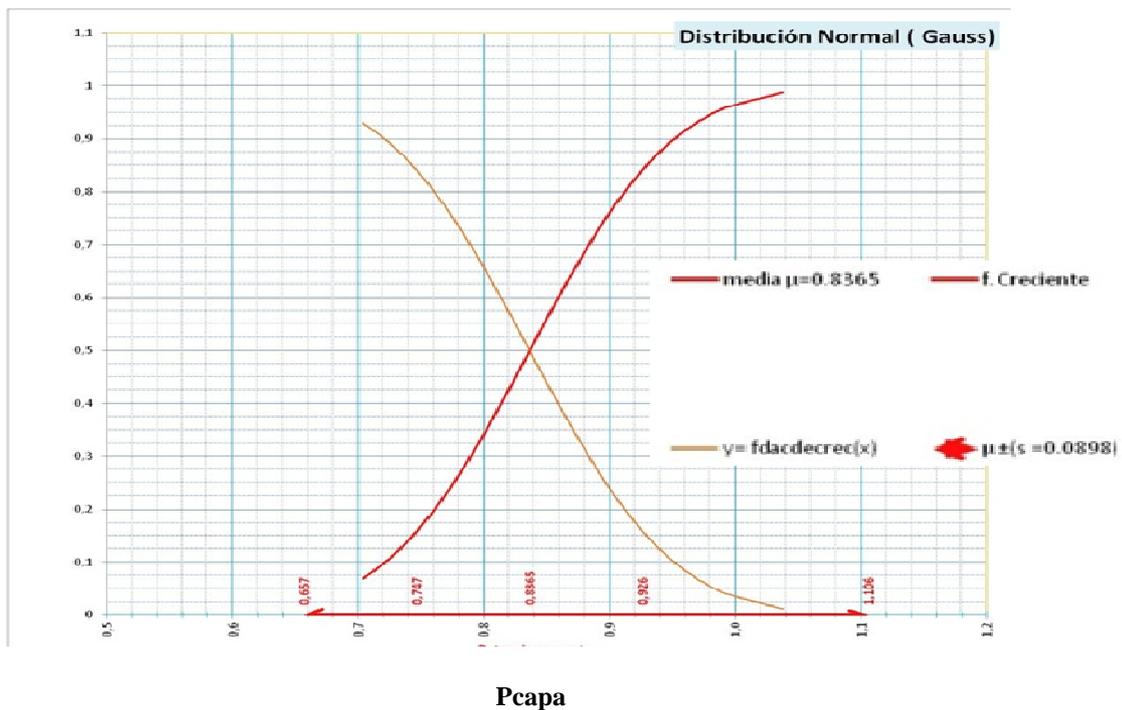


Figura 4.1.14. Función densidad acumulativa y función de acumulación decreciente de la variable Pcapa.

Para el análisis de la bondad del ajuste de la distribución teórica, respecto del test de normalidad, establecemos un nivel crítico o de rechace, de 0,025 y aplicamos Chi cuadrado para la desviación típica “s” y tStudent, para la media μ , con un 95% de probabilidad, que estos estadísticos estén dentro del intervalo de confianza o de aceptación.

Estimación de la desviación standard del ajuste para la ley normal:

Chi-Square, Test:

Hipótesis H_0 : => Muestra de población con $s = 0.0898031$
Hipótesis H_1 : Muestra de población con s no igual 0.0898031

Nº de muestras: 69
s: **0.0898031**
Distribución: ChiSquare(68)
Valores calculados: 68
Probabilidad calculada: 0.954381 = 95.4381 %
Intervalo de confianza: [0.07691888 .. 0.10791268]
Resultado: [Aceptado]

Esta prueba estadística no proporciona pruebas suficientes para concluir que la hipótesis H_0 es falsa, luego la **Hipótesis H_0 es verdadera**, intervalo de confianza o de aceptación: [0.07691888 .. 0.10791268], distribución ChiSquare(68).

Es decir para un coeficiente del 95%, la s obtenida de 0.0898031, está comprendida, en el intervalo de confianza [0.07691888 .. 0.10791268].

tStudent, Test:

Hipótesis H_0 : => Muestra de población con [$\mu=0.836464$ y $s = 0.0898031$].
Hipótesis H_1 : Muestra de población con μ no igual a [0.836464 y $s= 0.0898031$].

Nº de muestras: 69
Media de la muestra: 0.836464
Distribución: Normal(0,1)
Probabilidad calculada: 1 (100%)
Intervalo de confianza: [0.815274541597 .. 0.857652994633]
Resultado: [Aceptado]

Esta prueba estadística no proporciona pruebas suficientes para concluir que la hipótesis H_0 es falsa, luego la **Hipótesis H_0 es verdadera**. Intervalo de confianza: [0.815274541597 .. 0.857652994633]. Distribución: Normal(**0,1**).

Es decir para un coeficiente del 95%, la media obtenida de 0.836464, está comprendida en el intervalo de confianza [0.815274541597 .. 0.857652994633].

En la Fig. 4.1.15 se representa la potencia media de la capa de la hipótesis 1 y en la Fig. 4.1.16, el plano de regresión lineal de la variable Pcapa, respecto de las coordenadas X,Y.

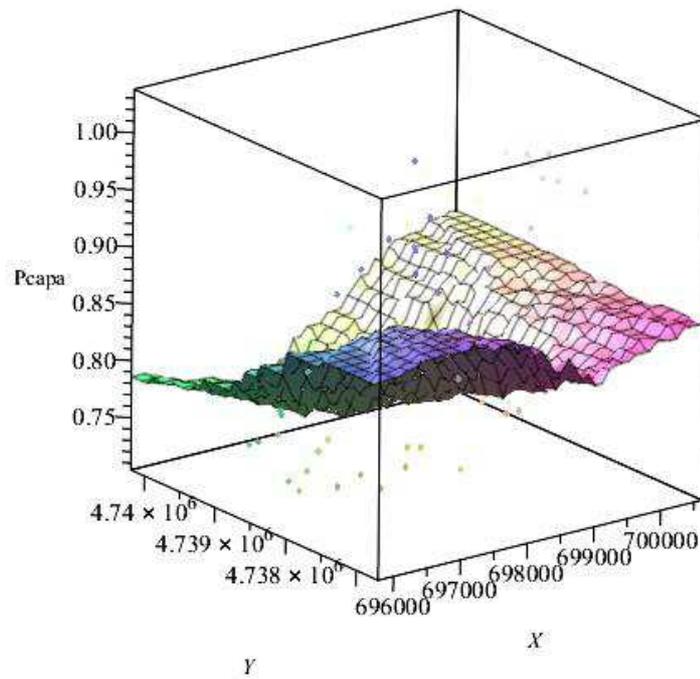


Figura 4.1.15. Representación de la superficie media, de la variable Pcapa, con sus coordenadas ED50 UTM, huso29N, X, Y.

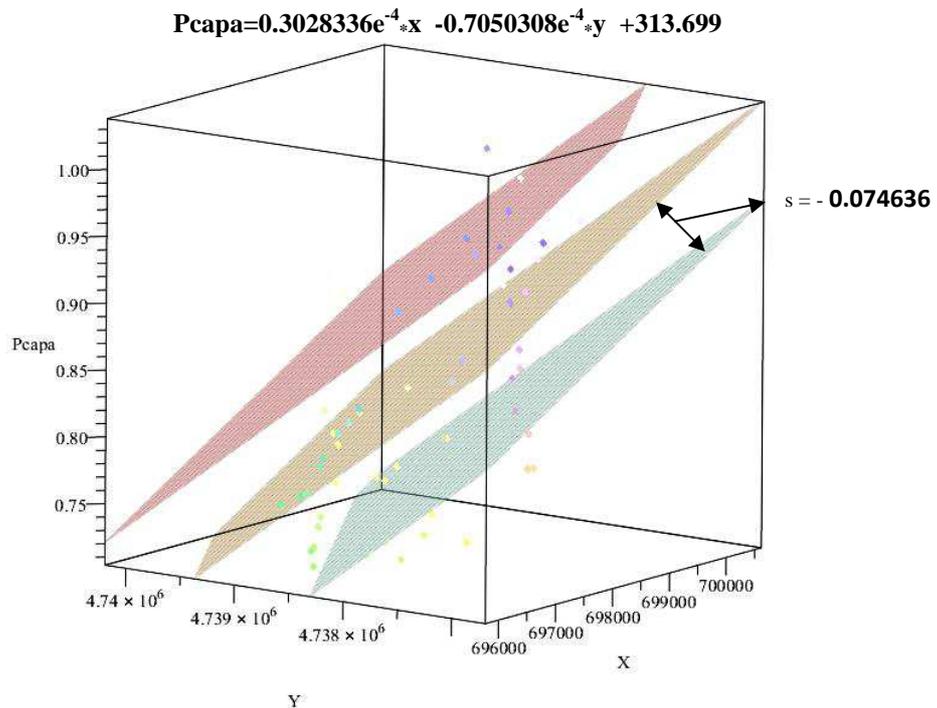


Figura 4.1.16. Representación del plano medio de regresión lineal, y planos de regresión lineal más una desviación estándar $s = \pm 0.074636$, de la variable Pcapa, con sus coordenadas X, Y, ED50 UTM, huso 29N

4.1.5 Semivariogramas.

Es evidente que tanto por su variabilidad en la potencia de la capa como por su distribución espacial, presenta una anisotropía geométrica, donde su meseta se mantiene constante, no así los alcances.

En función de los datos muestrales, se ha estimado el semivariograma teórico, ajustado con el menor error posible, procediéndose a efectuar distintos métodos de interpolación, tomando como estadístico de comparación tanto la media estandarizada (MS), con valor óptimo = 0, como la desviación típica de la media (RMS), y la raíz del error medio cuadrático estandarizado (RMSS) cuyo valor óptimo = 1, se ha obtenido del análisis para la variable Pcapa, la tabla 4.1.7:

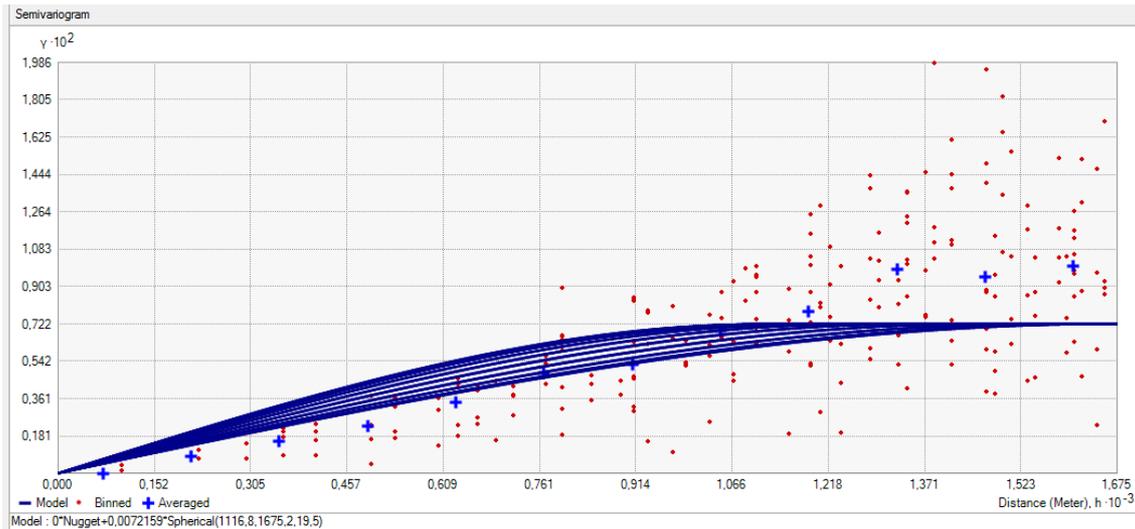
Tabla 4.1.7: Características de los valores, de la variable Pcapa, hipótesis 1.

Variable de estudio	Estimación Interpolación	Media. M	Media cuadrática. RMS	Promedio estándar	Media estandarizada MS	Raíz del error medio cuadrático estandarizado RMSS
Pcapa	Kriging Ordinario esférico anisotropía	0.000198036	0.03004858	0.0475834	-0.001922112	0.6368648
	Kriging Ord. exponencial anisotropía	0.000198036	0.03004858	0.0475834	-0.001922112	0.6368648
	Kriging Ord. Gaussiano anisotropía	0.000015634	0.02813632	0.0223672	0.001104231	1.30647

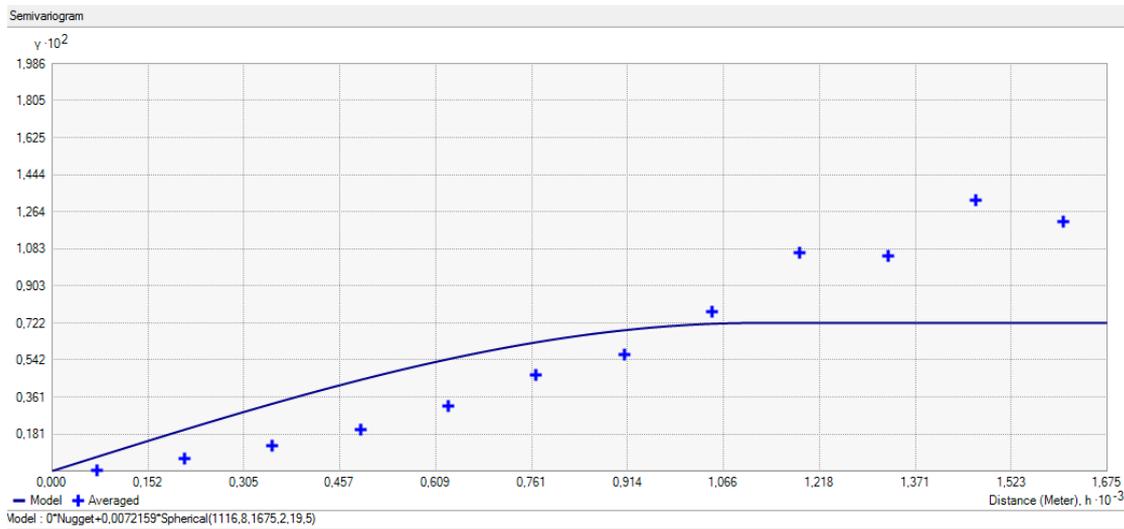
En los distintos semivariogramas que se han obtenido, se puede observar tanto el rango de influencia del semivariograma, o alcance <a>, (distancias a partir de las cuales, no existe correlación, y cuyo significado geológico es la de informar la zona de influencia o continuidad geológica de la variable de estudio); las distancias <h> o “Lag“ que representan el espaciado entre muestras; el efecto pepita (Nugget, C_0 , valor de la varianza en el origen), así como la varianza (meseta o sill, $C+C_0$) para la que se hace estacionario el semivariograma alcanzando el valor límite, se representan en las siguientes figuras.

La Fig. 4.1.17, representa el semivariograma por kriging ordinario, función modelo esférico con anisotropía, para la variable Pcapa, con un $C_0 = 0$, una meseta o sill de 0,0072159 y un alcance mínimo y máximo de 1116.8 m y 1675.2 m por efecto de la anisotropía.

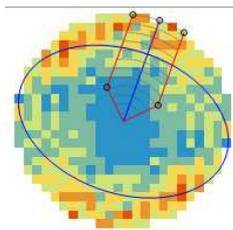
La Fig. 4.1.18, representa el semivariograma por kriging ordinario, función exponencial con anisotropía, para la variable Pcapa, con un $C_0 = 0$, una meseta de 0,011432 con unos valores de $h = 3986.9$ m y 3050.3 m de alcance.



A

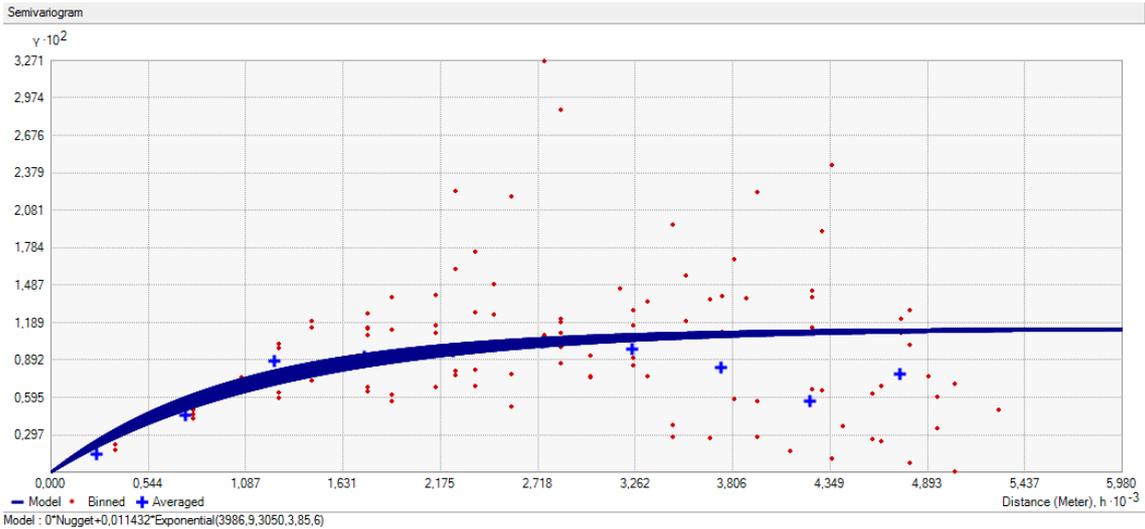


B

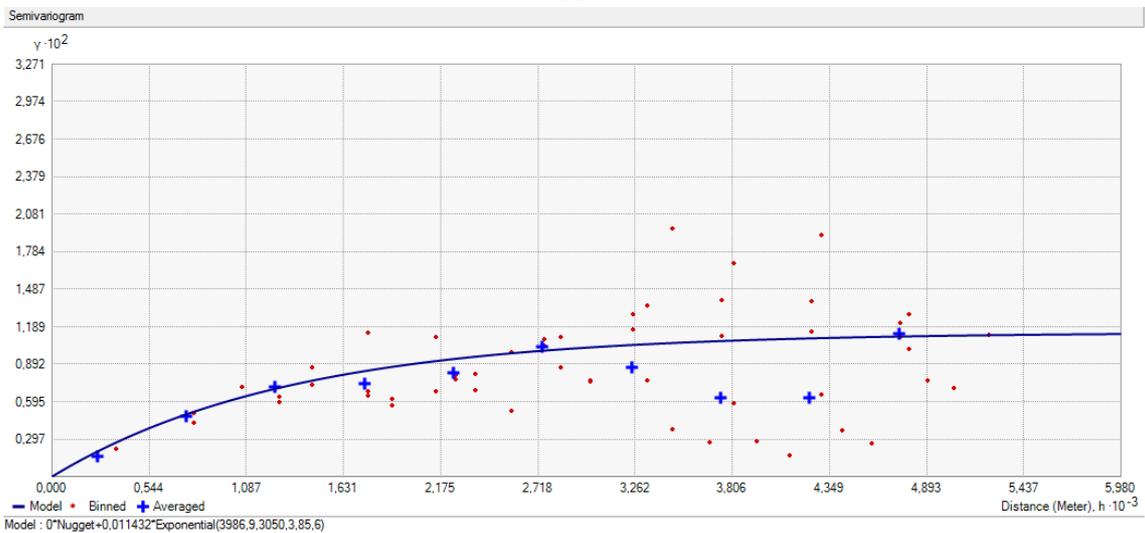


C

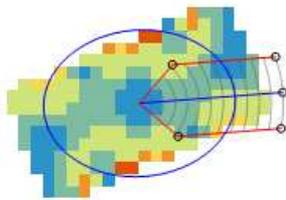
Figura 4.1.17. Semivariograma por kriging ordinario, función modelo esférico con anisotropía, para la variable Pcapa. A: considerando la anisotropía en todas las direcciones. B: en la dirección de 19.5°. C: elipse de anisotropía y ángulo de 19.5°, respecto del N.



A



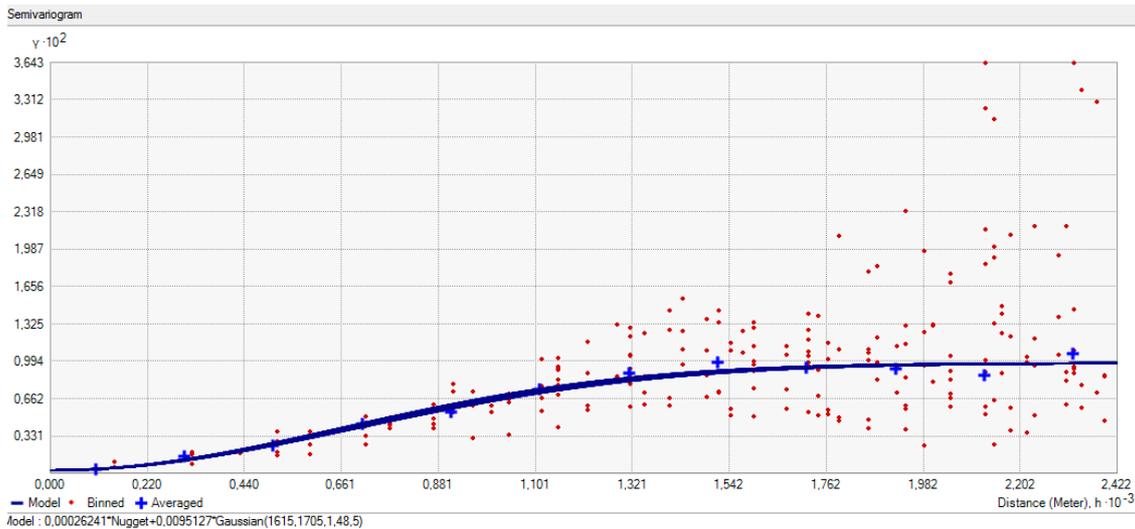
B



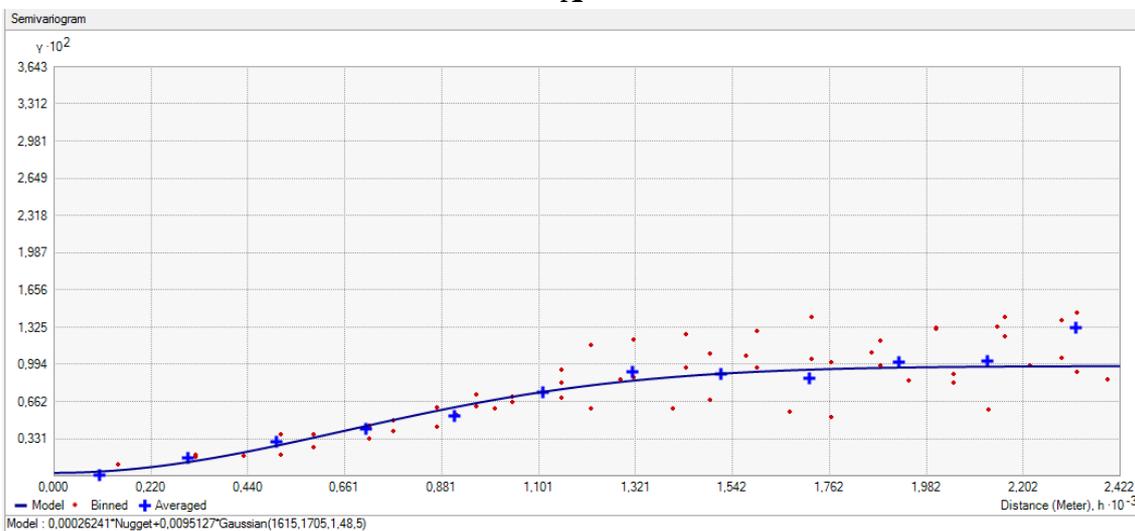
C

Figura 4.1.18. Semivariograma por kriging ordinario, función exponencial con anisotropía, para la variable Pcapa. A: considerando la anisotropía en todas las direcciones. B: en la dirección de 85.6°. C: elipse de anisotropía y ángulo de 85.6°, respecto del N.

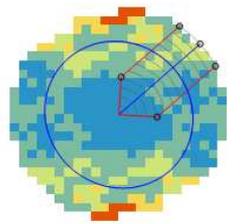
La Fig. 4.1.19, representa el semivariograma por kriging ordinario, función Gauss con anisotropía, para la variable Pcapa, con un $C_0 = 0,0002624$ una meseta de $0,0095127$ con un valor de $h = 1615$ m y 1705 m de alcance.



A



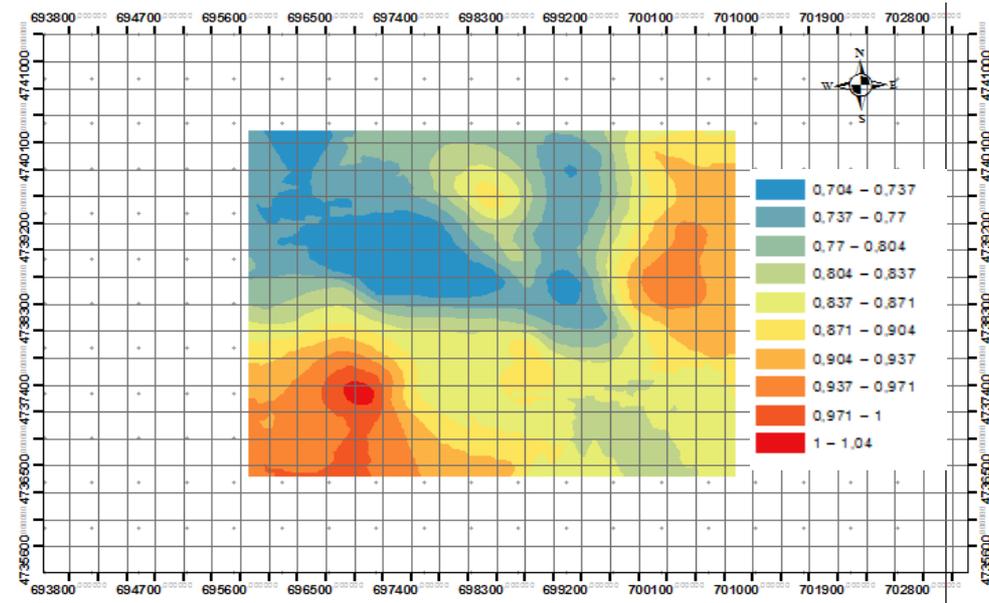
B



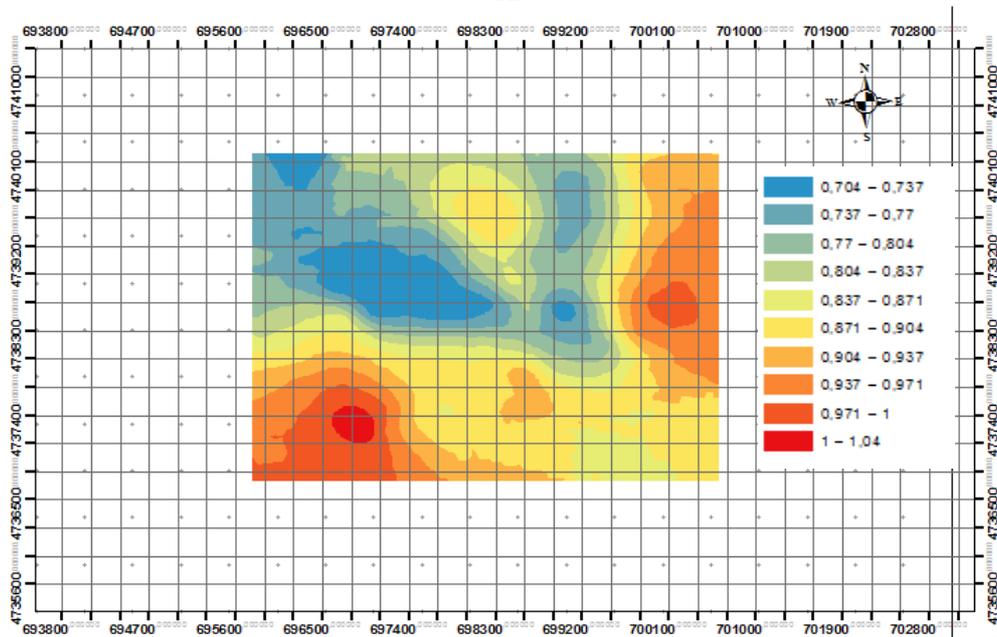
C

Figura 4.1.19. Semivariograma por kriging ordinario, función Gauss con anisotropía, para la variable Pcpa. A: considerando la anisotropía en todas las direcciones. B: en la dirección de 48.5°. C: círculo isotrópico y ángulo de 48.5°, respecto del N.

En cuanto a la representación de los mapas de isovalores por los distintos métodos de interpolación, se reflejan en las Fig. 4.1.20 y Fig. 4.1.21, con sus correspondientes rangos.



A



B

Figura 4.1.20. Mapa de isovalores. A: por kriging ordinario, función modelo Esférico con anisotropía. B: por kriging ordinario, función exponencial con anisotropía, para la variable Pcpa.

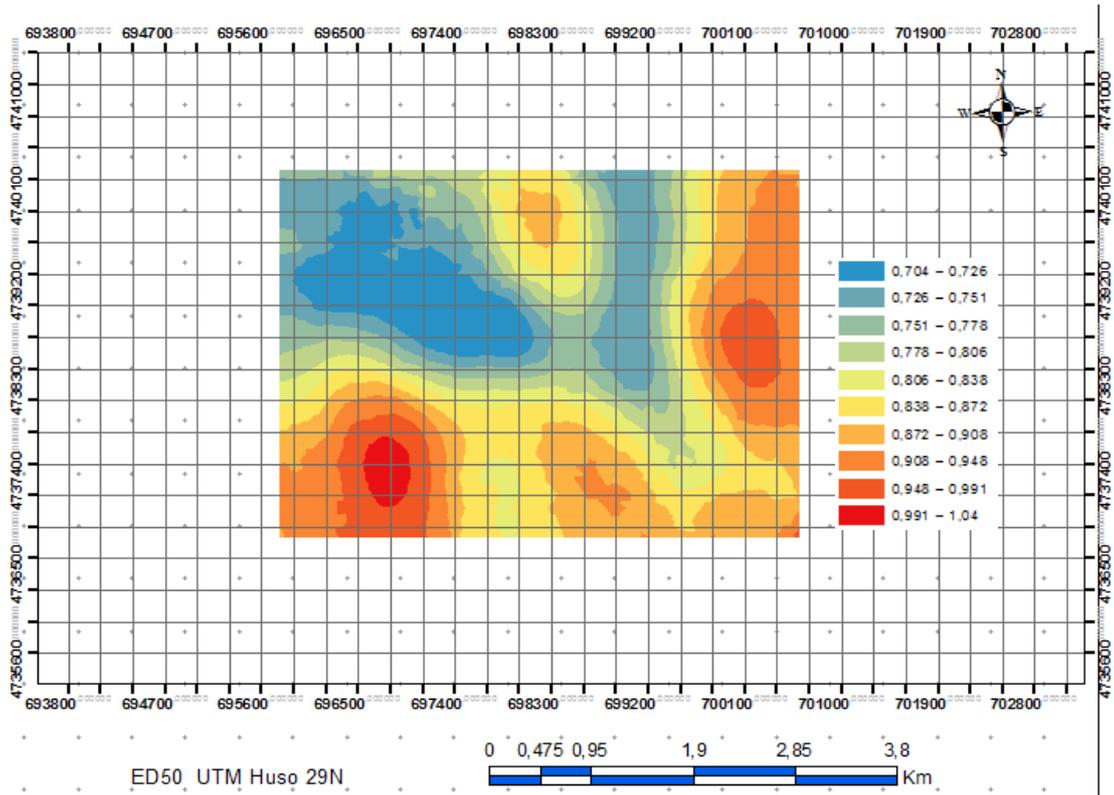
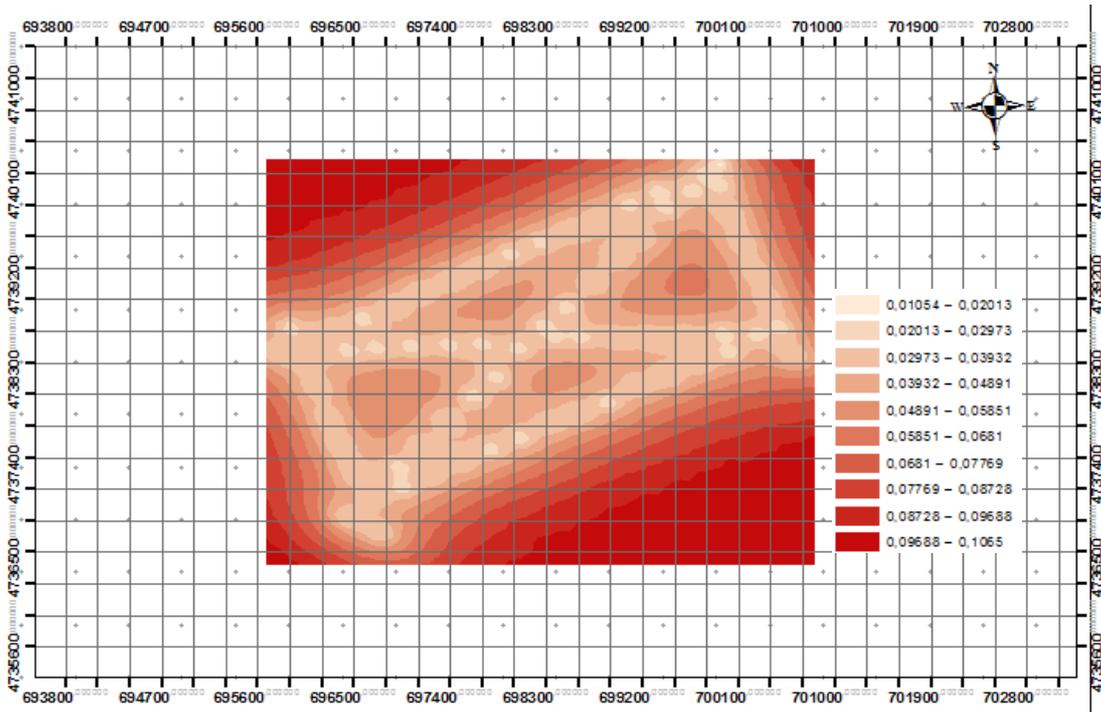
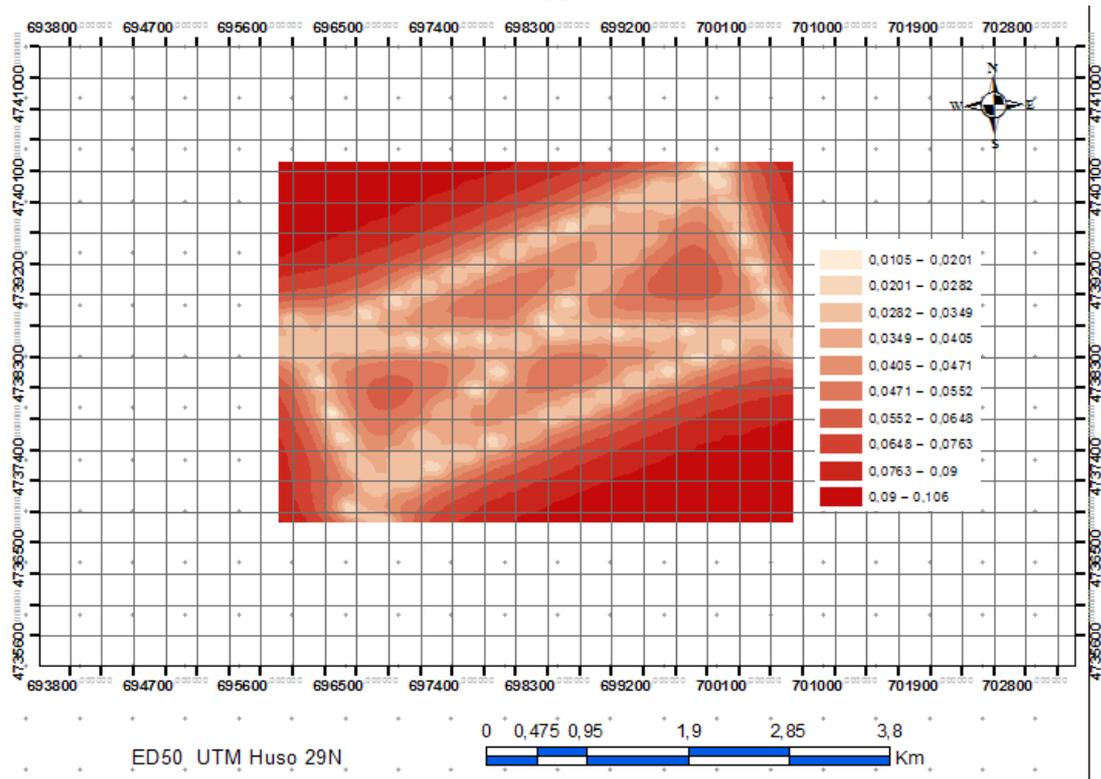


Figura 4.1.21. Mapa de isovalores, por kriging ordinario, función Gauss con anisotropía, para la variable Pcpa.

Los mapas de isovalores con la predicción de errores estándar, en los distintos supuestos de kriging anteriormente estudiados, se reflejan en las Fig. 4.1.22 y Fig. 4.1.23.



A



B

Figura 4.1.22. Mapa de predicción de errores estándar. A: interpolación por Kriging Ordinario, Función Esférico con anisotropía. B: interpolación por Kriging Ordinario, Función Exponencial con anisotropía. Variable Pcpa.

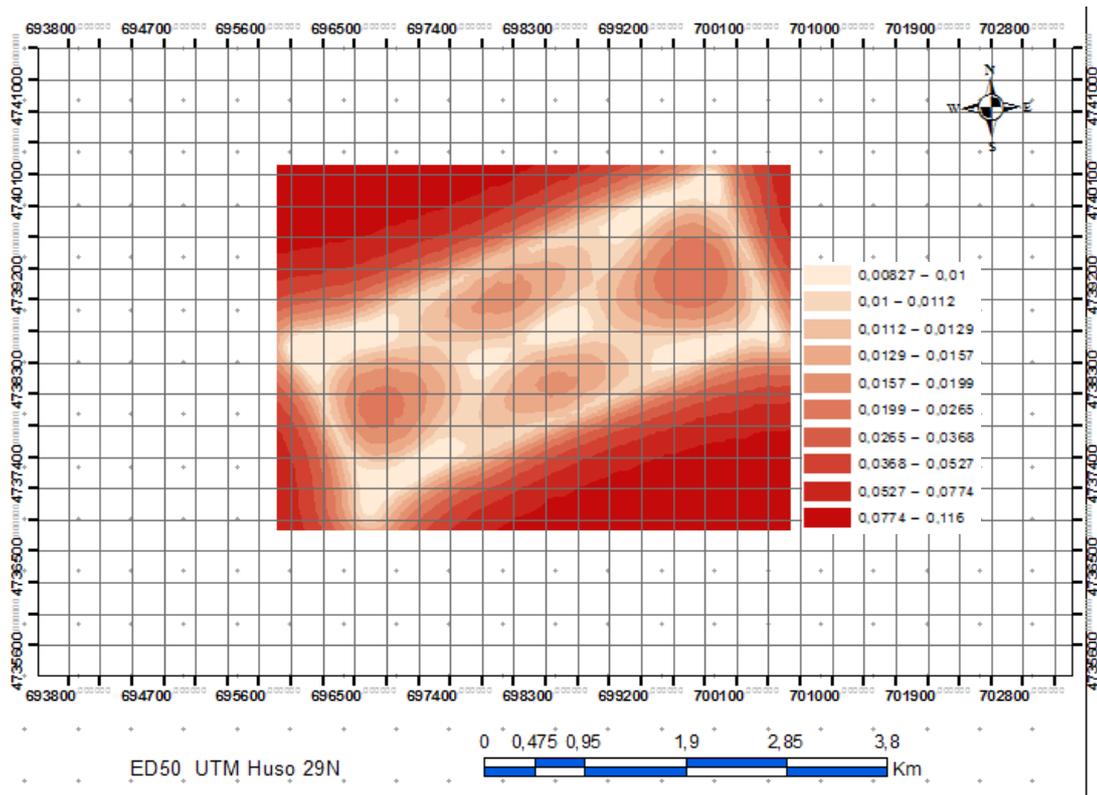
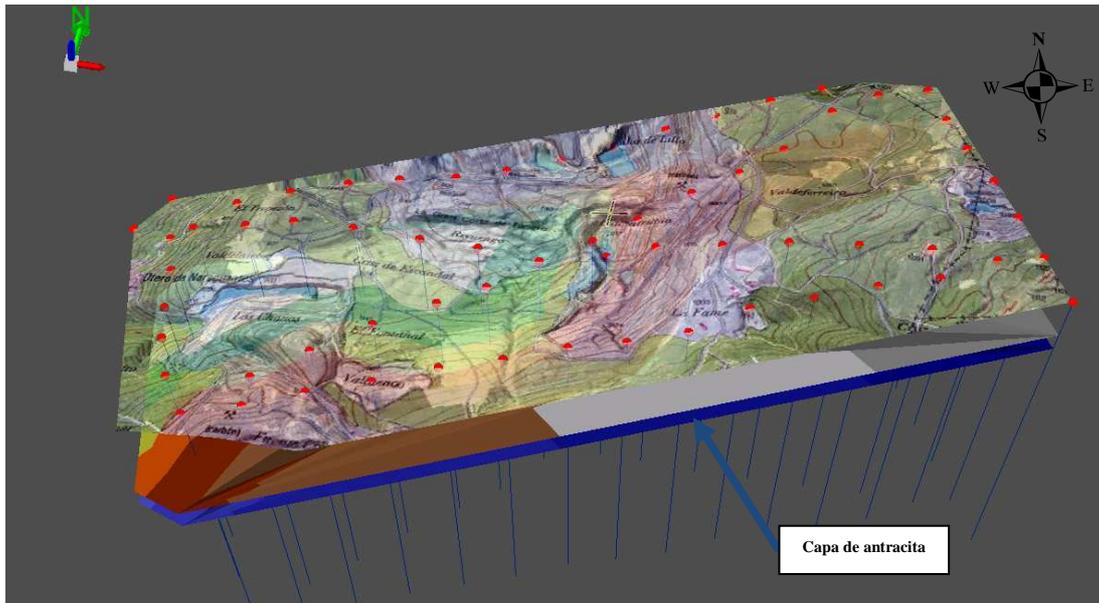


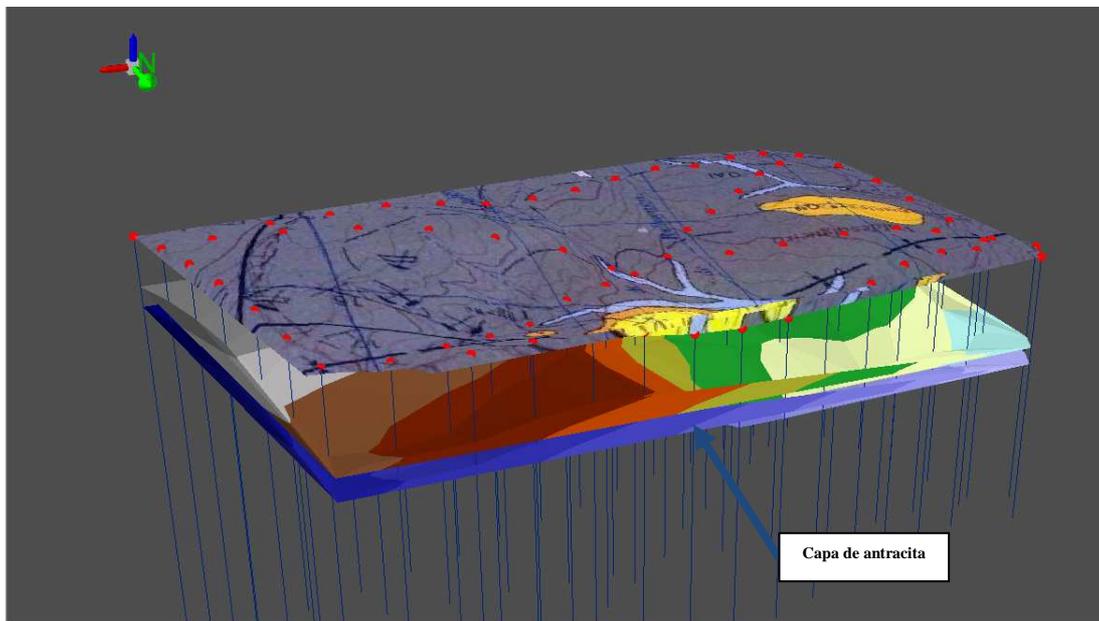
Figura 4.1.23. Mapa de predicción de errores estándar interpolación por Kriging Ordinario Función Gauss con anisotropía. Variable Pcapa.

En función de los estadísticos de comparación establecidos, se ha elegido el modelo de interpolación de Kriging Ordinario, función esférico con anisotropía.

Una representación espacial de la capa de antracita de estudio, consecuencia de las superficies TIN de las cotas de techo y de muro de la capa de carbón y de las cotas de superficie de los sondeos, es la Fig. 4.1.24, donde los puntos en rojo son las embocaduras de los sondeos.



A



B

Figura 4.1.24. Representación georeferenciada con sus valores de variables, Z_s en superficie, Z_t , Z_m . A: vista S-N. En superficie mapa de situación geográfica del terreno. B: vista N-S. En superficie mapa geológico zona de investigación, con visualización de fallas y un sinclinal.

Del análisis para la variable Mjul, obtenemos la tabla 4.1.8:

Tabla 4.1.8: Características de los valores, variable Mjul de la antracita, hipótesis 1.

Variable de estudio	Estimación Interpolación	Media. μ	Media cuadrática. RMS	Promedio estandar	Media estandarizada MS	Raíz del error medio cuadrático estandarizado RMSS
Mjul	Kriging Ordinario esférico anisotropía	-0.001363	0.025420	0.039097	-0.029665	0.666226
	Kriging Ord. exponencial anisotropía	- 0.0004770	0.025510	0.037652	-0.007857	0.69243
	Kriging Ord. Gaussiano anisotropía	0.0000661	0.027527	0.025212	0.0018699	1.12930

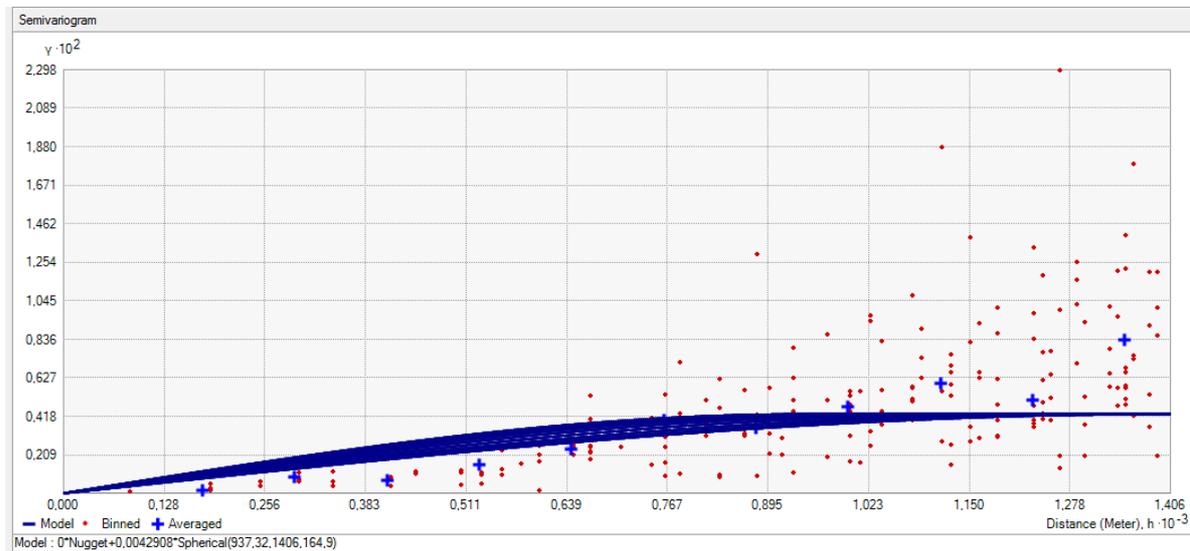
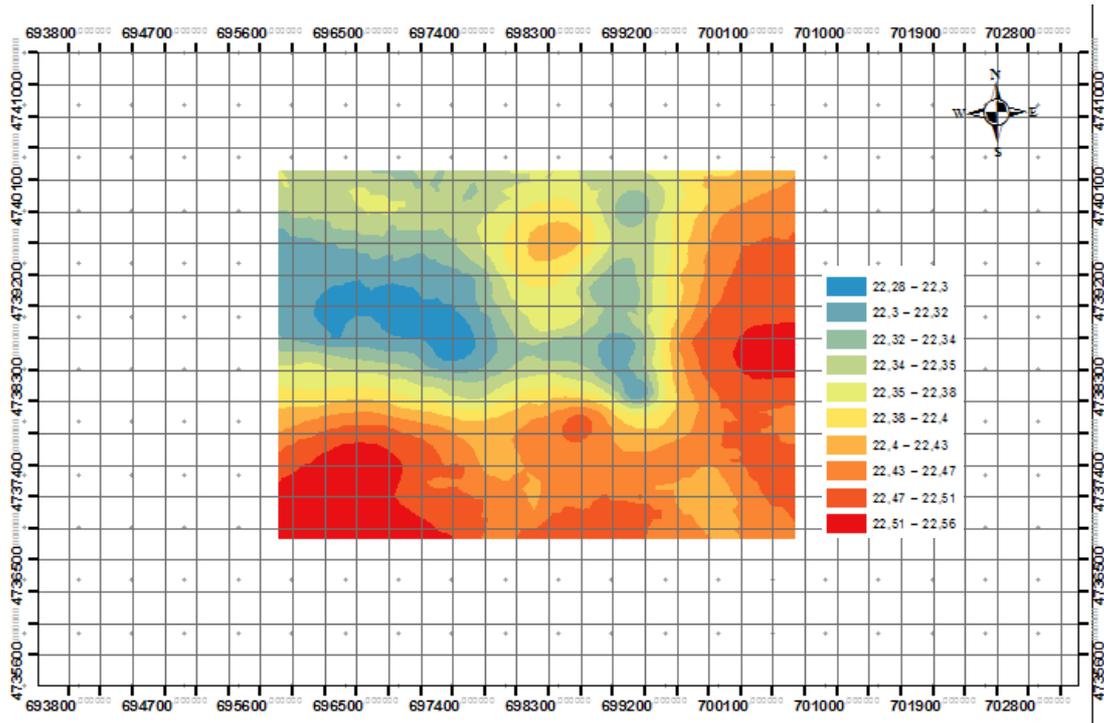


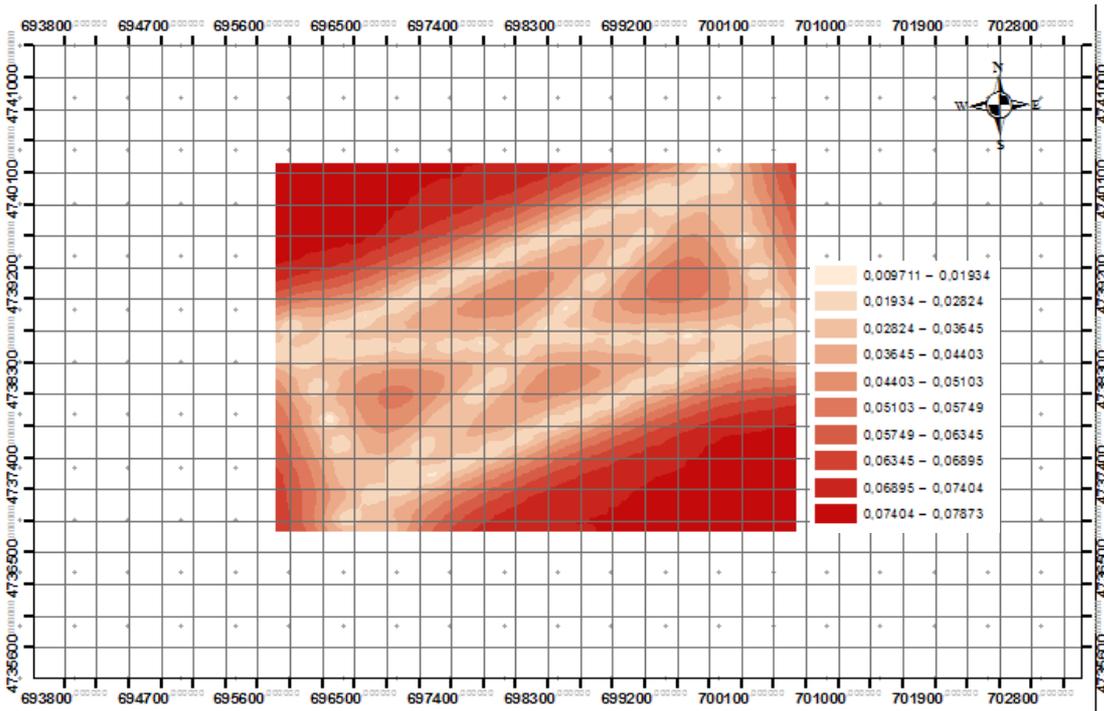
Figura 4.1.25. Semivariograma por kriging ordinario, función modelo esférico con anisotropía, para la variable Mjul.

En función de los estadísticos de comparación establecidos, se ha elegido el modelo de interpolación de Kriging Ordinario, función esférico con anisotropía.

El mapa de isovalores y de la predicción de errores estándar, para la variable Mjul, se reflejan en la Fig. 4.1.26, con sus correspondientes rangos.



A



B

ED50, UTM Huso 29N
 0 0,475 0,95 1,9 2,85 3,8 Km

Figura 4.1.26. A: Mapa de isovalores, por kriging ordinario, función modelo Esférico con anisotropía. B: Mapa de predicción de errores estándar. Variable Mjúl.

Del análisis para la variable Az, obtenemos la tabla 4.1.9:

Tabla 4.1.9: Características de los valores, de la variable Az, hipótesis 1.

Variante de estudio	Estimación Interpolación	Media. μ	Media cuadrática RMS	Promedio estandar	Media estandarizada MS	Raíz del error medio cuadrático estandarizado RMSS
Az	Kriging Ordinario esférico anisotropía	-0.000291	0.01153	0.013449	-0.018099	0.85477
	Kriging Ord. exponencial anisotropía	-0.000059	0.01167	0.012577	-0.002170	0.93510
	Kriging Ord. Gaussiano anisotropía	0.0000661	0.01095	0.00859	0.000546	1.29690

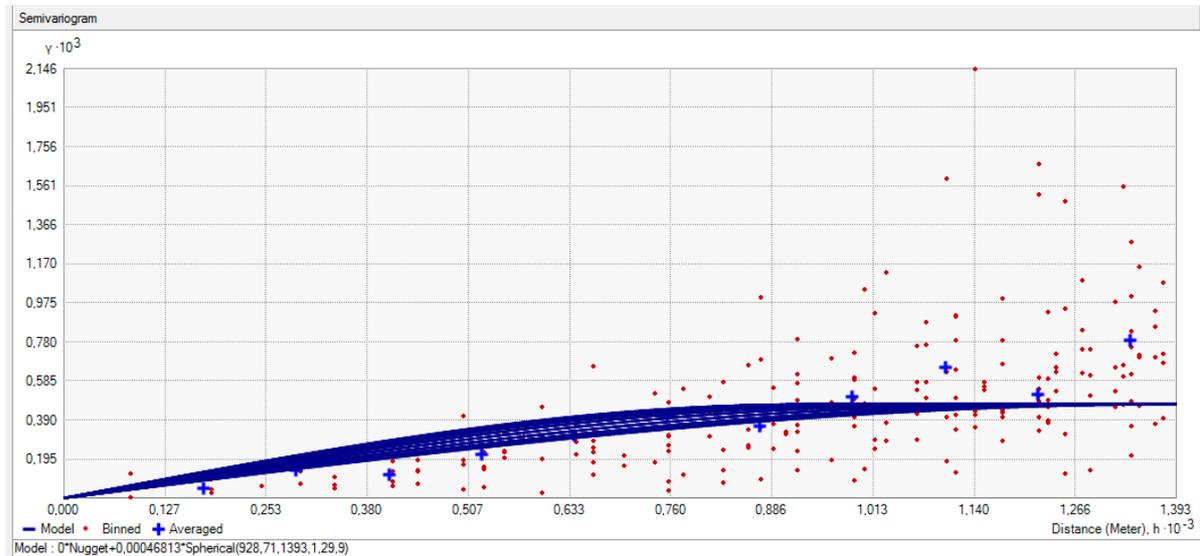
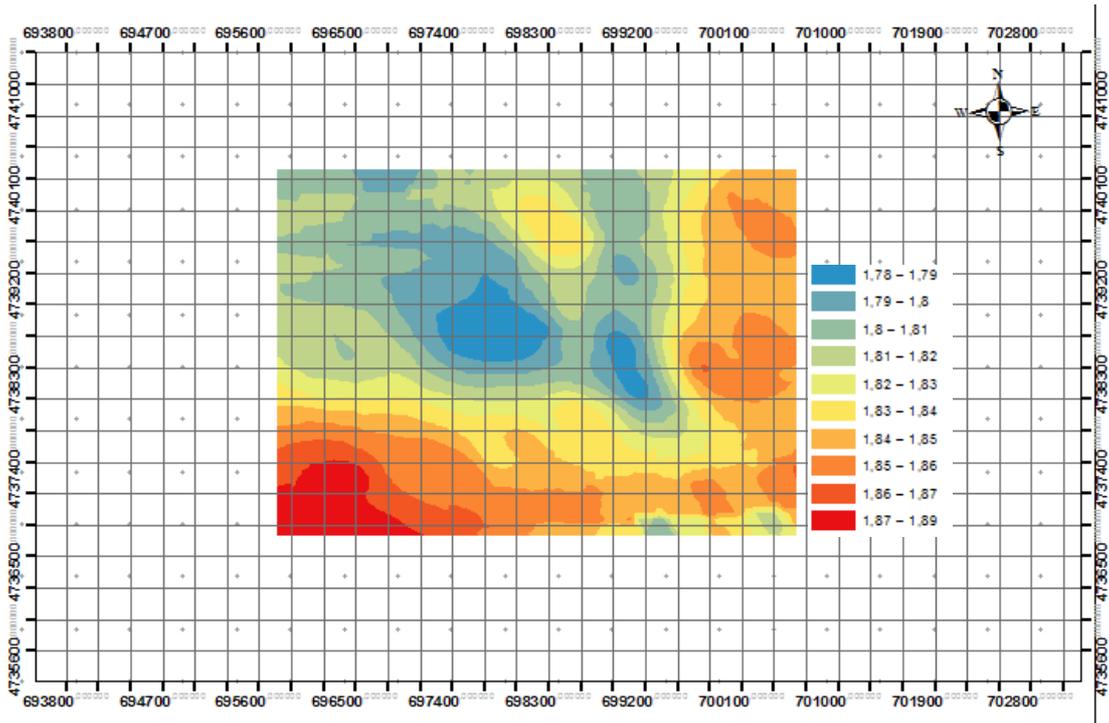


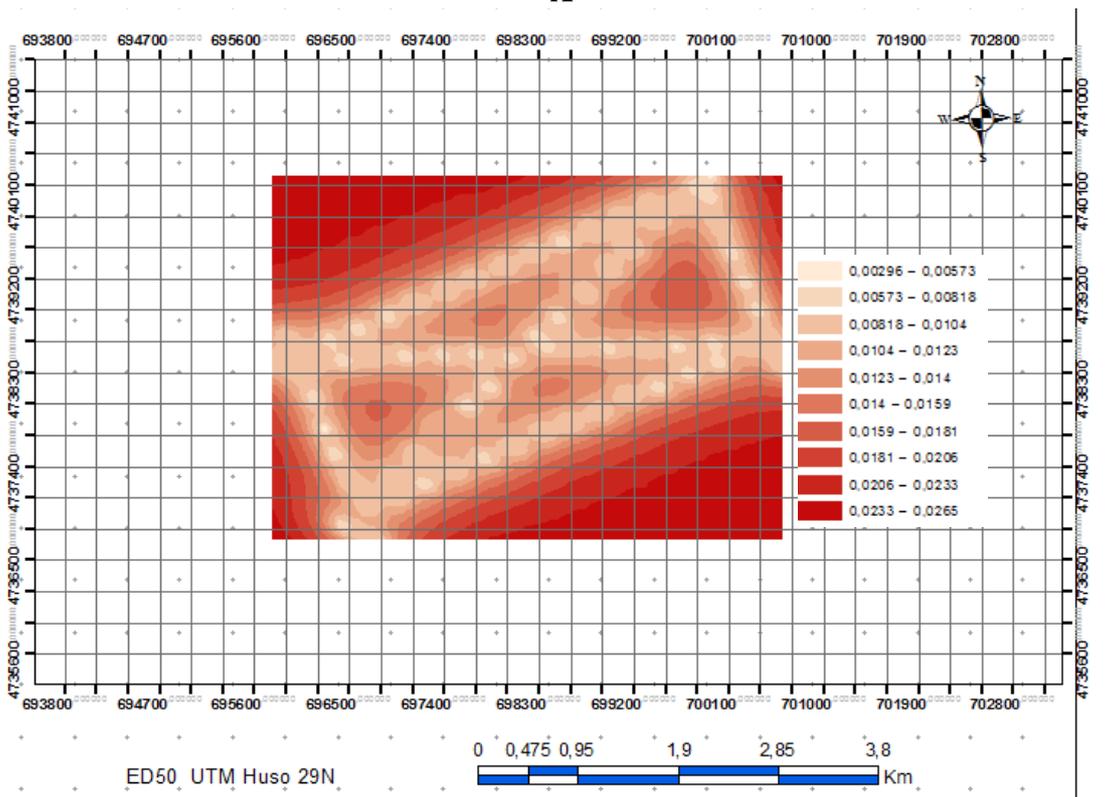
Figura 4.1.27. Semivariograma por kriging ordinario, función modelo esférico con anisotropía. Variable Az.

En función de los estadísticos de comparación establecidos, se ha elegido el modelo de interpolación de Kriging Ordinario, función esférico con anisotropía.

El mapa de isovalores y de la predicción de errores estándar, para la variable Az, se reflejan en la Fig. 4.1.28, con sus correspondientes rangos.



A



B

Figura 4.1.28. A: Mapa de isovalores, por kriging ordinario, función modelo Esférico con anisotropía, B: Mapa de predicción de errores estándar. Variable Az

Del análisis para la variable Ce, obtenemos la tabla 4.1.10:

Tabla 4.1.10: Características de los valores, de la variable Ce, hipótesis 1.

Variable de estudio	Estimación Interpolación	Media. μ	Media cuadrática. RMS	Promedio estándar	Media estandarizada MS	Raíz del error medio cuadrático estandarizado RMSS
Ce	Kriging Ordinario esférico anisotropía	-0.004937	0.341762	0.51356	-0.005135	0.65760
	Kriging Ord. exponencial anisotropía	-0.003169	0.367928	0.53796	-0.001401	0.68682
	Kriging Ord. Gaussiano anisotropía	0.001405	0.294638	0.15107	0.001282	2.14323

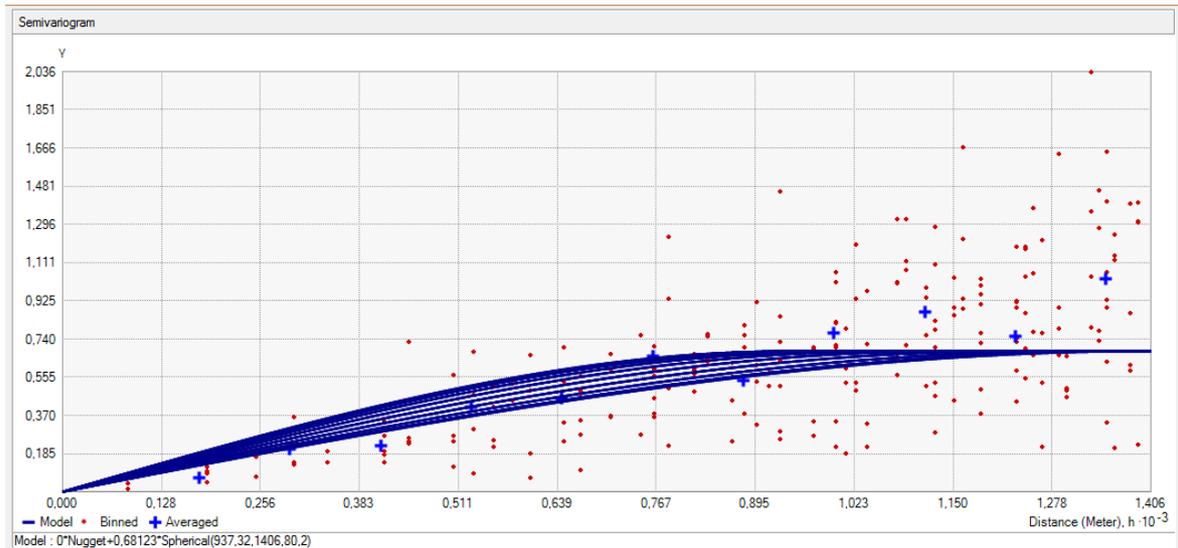
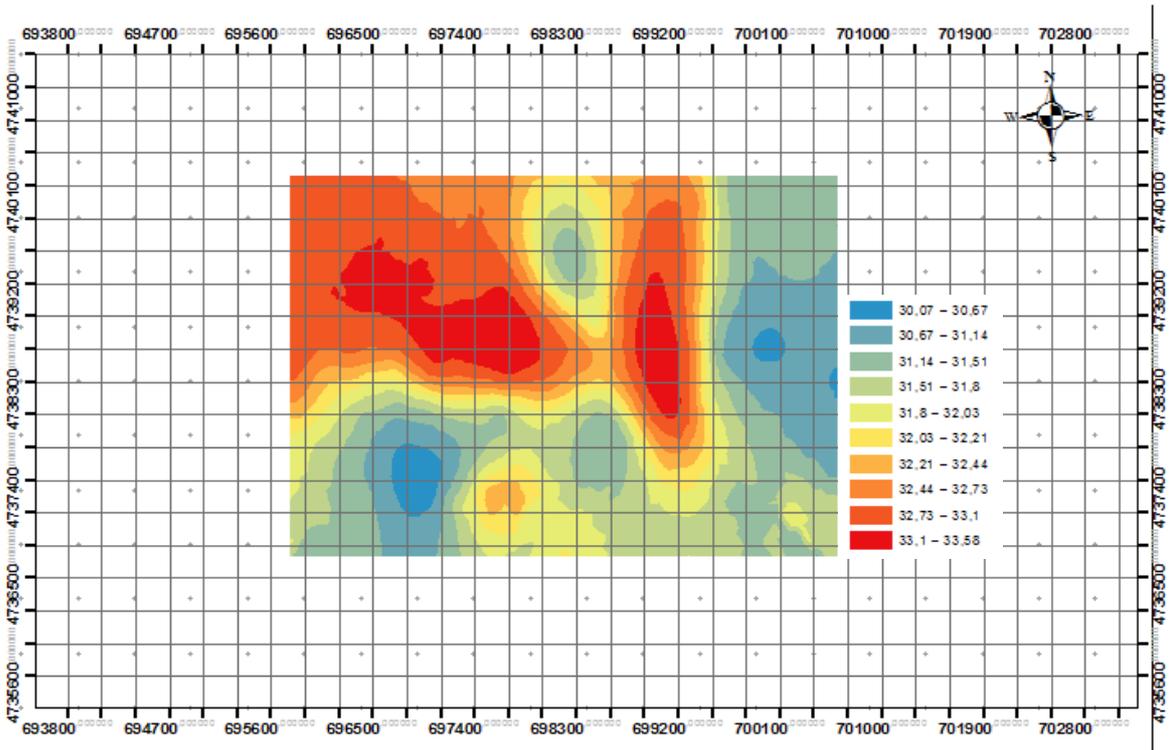
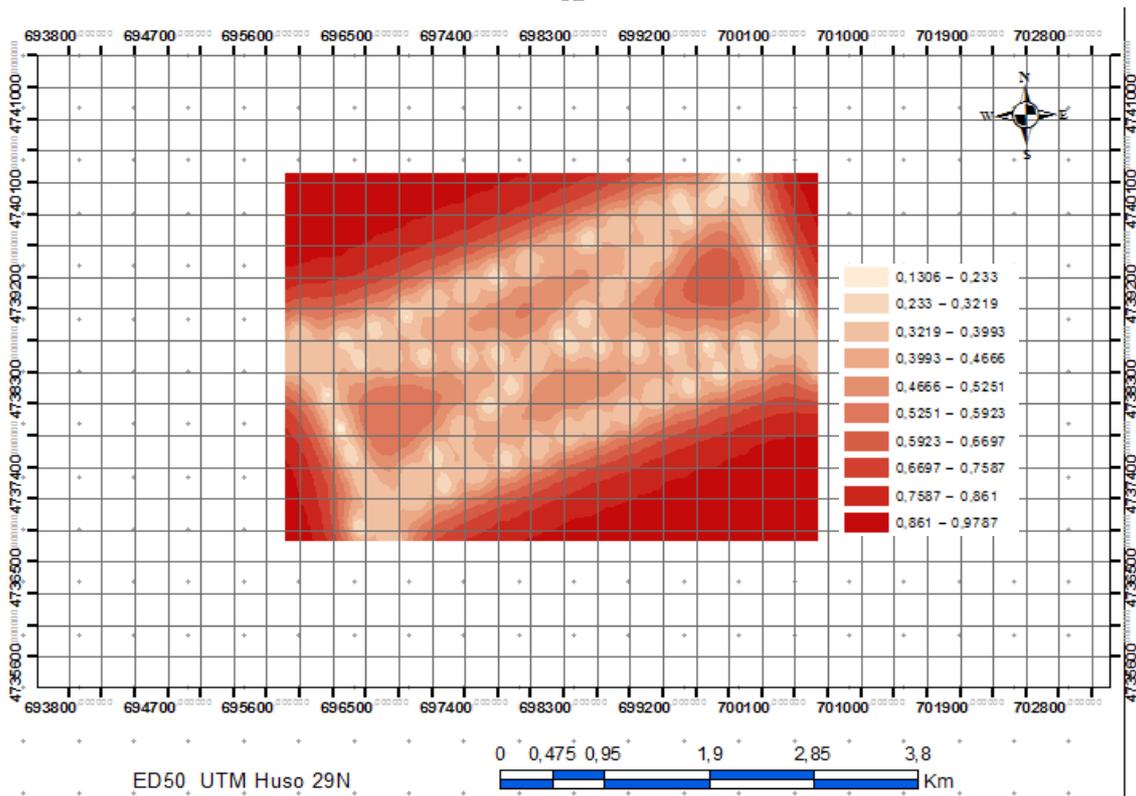


Figura 4.1.29. Semivariograma por kriging ordinario, función modelo Esférico con anisotropía, para la variable Ce.

El mapa de isovalores y de la predicción de errores estándar, para la variable Ce, se refleja en la Fig. 4.1.30, con sus correspondientes rangos.



A



B

Figura 4.1.30. A: Mapa de isovalores, por kriging ordinario, función esférico con anisotropía. B: Mapa de predicción de errores estándar. Variable Ce.

4.1.6 Análisis multivariante.

Un análisis de las Varianzas & Covarianzas y de las correlaciones de las variables de estudio, lleva a considerar la posibilidad de obtener información mediante funciones de regresión, allí donde exista correlación entre las citadas variables, y obtener datos de variables en función de las correlacionadas.

Del estudio de las variables, **X, Y, Zs, Zt, Zm, Pcapa, Mjul, Az, Ce**, se obtienen los siguientes resultados:

Tabla 4.1.11: Matriz de varianzas&covarianzas de las variables, hipótesis 1.

	X	Y	Zs	Pcapa	Mjul	Az	Ce	Zt	Zm	
S	X	1923038	692841	79911,05	13,87815	20,06444	1,190039	-321,516	139518,5	139481,5
	Y	692841	1044410	4658,657	-29,2655	-28,9787	-7,89927	169,3121	9417,342	9479,124
	Zs	79911,05	4658,657	5319,911	3,144016	3,172285	0,801402	-35,4161	8691,778	8686,981
	Pcapa	13,87815	-29,2655	3,144016	0,008067	0,006784	0,002086	-0,07688	5,170304	5,162053
	Mjul	20,06444	-28,9787	3,172285	0,006784	0,006568	0,001893	-0,06512	5,537697	5,530607
	Az	1,190039	-7,89927	0,801402	0,002086	0,001893	0,00066	-0,01942	1,294789	1,292787
	Ce	-321,516	169,3121	-35,4161	-0,07688	-0,06512	-0,01942	0,814997	-57,3357	-57,2557
	Zt	139518,5	9417,342	8691,778	5,170304	5,537697	1,294789	-57,3357	15514,44	15506,23
	Zm	139481,5	9479,124	8686,981	5,162053	5,530607	1,292787	-57,2557	15506,23	15498,04

Tabla 4.1.12: Matriz de Correlaciones entre las variables, hipótesis 1.

	X	Y	Zs	Pcapa	Mjul	Az	Ce	Zt	Zm	
R	X	1	0,4888821	0,790061	0,111425	0,178532	0,033415	-0,256821	0,807736	0,80794
	Y	0,4888821	1	0,062499	-0,318837	-0,349885	-0,300979	0,1835162	0,0739818	0,07450
	Zs	0,790061	0,062499	1	0,479932	0,536664	0,427842	-0,537861	0,956727	0,95670
	Pcapa	0,111425	-0,31883	0,479932	1	0,932005	0,904360	-0,948135	0,462163	0,46167
	Mjul	0,178532	-0,34988	0,536664	0,932005	1	0,909547	-0,890075	0,548585	0,54817
	Az	0,033415	-0,300979	0,427842	0,904360	0,909547	1	-0,837669	0,404777	0,40436
	Ce	-0,25682	0,183516	-0,53786	-0,948135	-0,89007	-0,83766	1	-0,50989	-0,50945
	Zt	0,807736	0,073981	0,956727	0,462163	0,548585	0,404777	0,5098928	1	0,99999
	Zm	0,807949	0,074506	0,956705	0,461670	0,548172	0,404365	-0,509451	0,999999	1

Se deduce de la matriz de correlaciones, en el conjunto de las variables Pcapa, Mjul, Az y Ce, existe una gran correlación próximo a +1 (tendencia creciente) y -1 (tendencia decreciente). Las correlaciones espaciales se detallan en las Fig. 4.1.31 y Fig. 4.1.32.

Plano de Regresión lineal medio

$$Az = 0.25642495783 * x - 0.36064095159 e^{-2} * y - 3.7994226$$

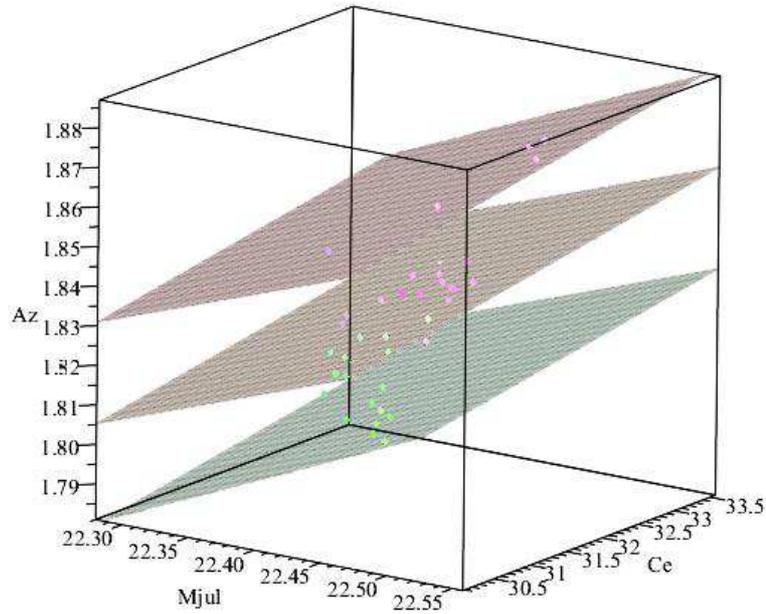


Figura 4.1.31. Representación de la correlación entre Az en la antracita, y las variables relacionadas Mjúl, Ce, y dos planos paralelos al plano medio con una separación $s = \pm 0.02567$.

Plano de Regresión lineal medio

$$Mjúl = 1.12389 * x - 1.13824 * y + 23.5451$$

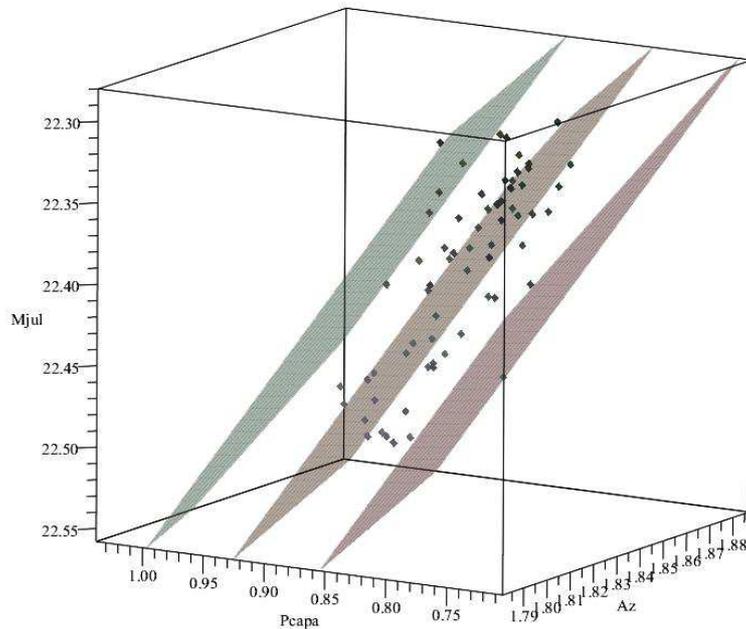


Figura 4.1.32. Representación de la correlación entre Mjúl de la antracita, y las variables relacionadas, Pcpa, Az, y dos planos paralelos al plano medio de regresión en una posición $s = \pm 0.0799375$.

4.1.7 Cálculo de Reservas de la capa.

Una vez realizada, la validación cruzada, del modelo de interpolación de Kriging Ordinario modelo esférico con anisotropía, se han creado las superficies TIN, estructuras y conjunto de datos que representan a la variable en estudio, una red de triángulos adyacentes, que a partir de la utilidad de ArcGIS, 3d analyst, permite determinar el área o dominio de estudio, y cubicación de la variable Pcapa.

Tanto si se realiza el cálculo del área y volumen, para el TIN correspondiente a la potencia de la capa, como si se realiza el mismo cálculo entre las capas (TIN), de la capa de techo y capa de muro, el resultado para los 69 sondeos son los especificados en la tabla 4.1.13.

Tabla 4.1.13: Área y volumen para las reservas probadas hipótesis 1.

Área m ²	Volumen m ³
9.102.940	7.579.040

Teniendo en cuenta que la densidad media para esta antracita es de 1,75 Tm/m³, resulta un tonelaje de 13,26 10⁶ Tm, un ratio [Tm/m² = 1,457] y un ratio de [Tm/m³ = 1,75]. La potencia media de la capa resultante es de 0.832 m; este cálculo corresponde a las **reservas probadas** de la hipótesis 1. Las Fig. 4.1.33 y Fig. 4.1.34, representan las superficies TIN de las variables, Pcapa, Zt y Zm.

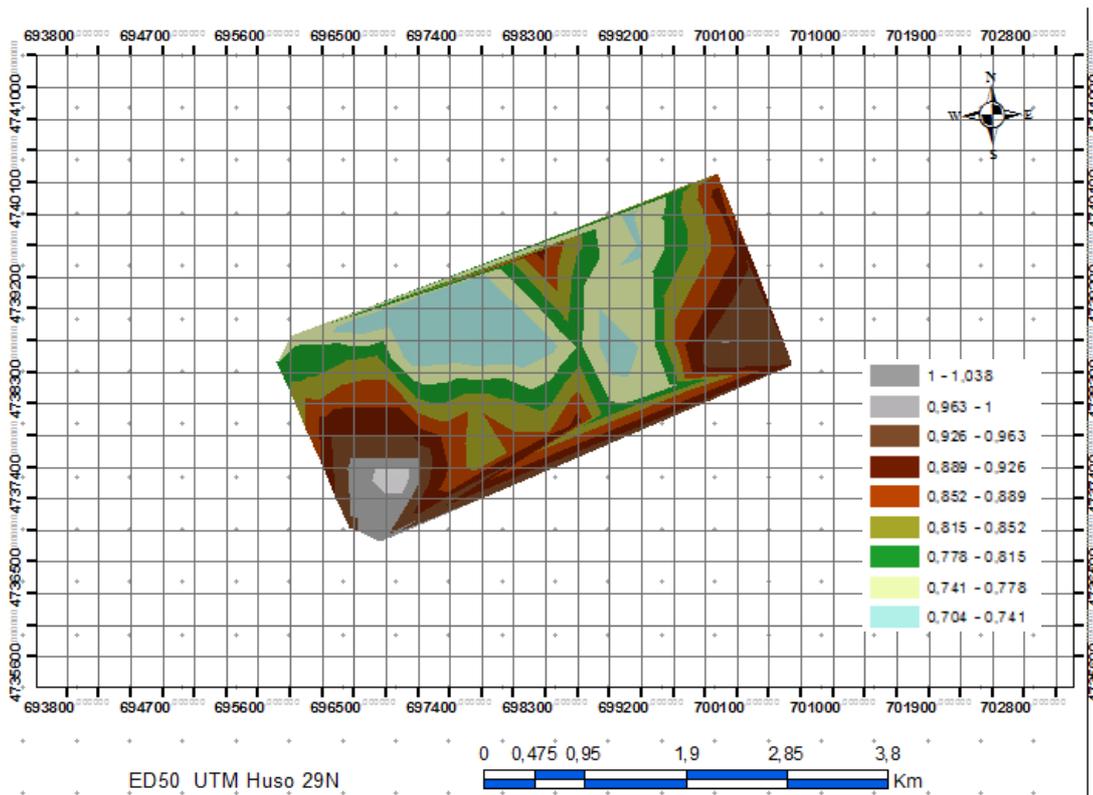
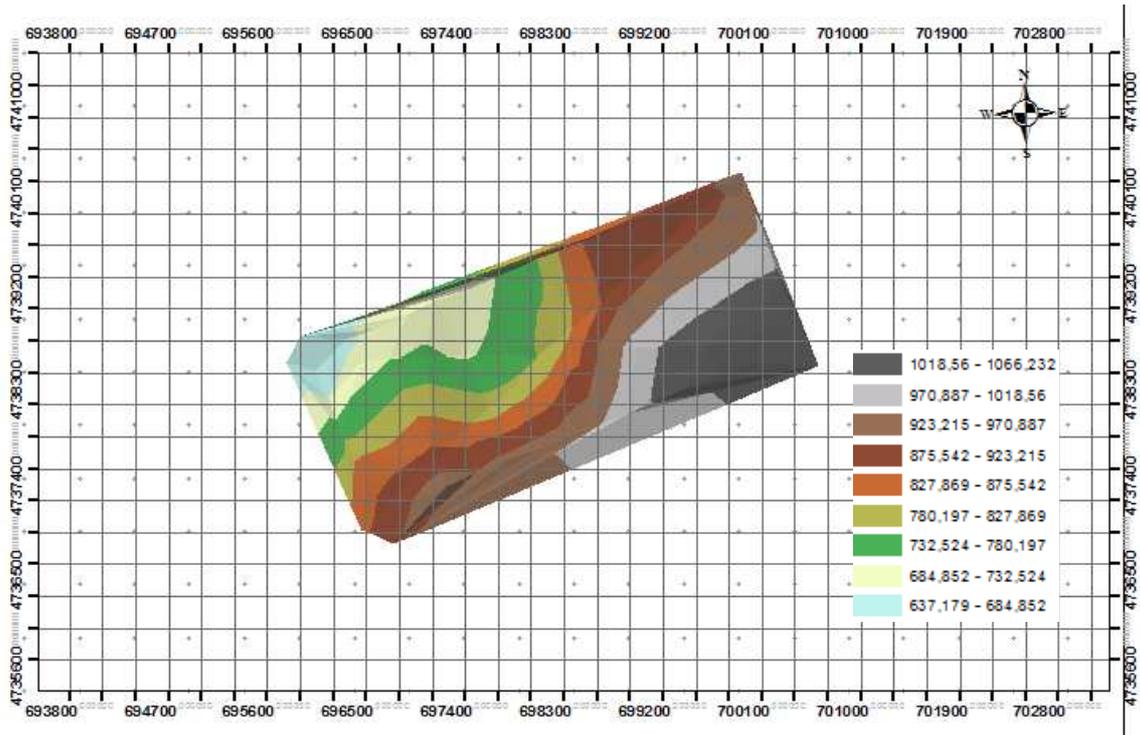
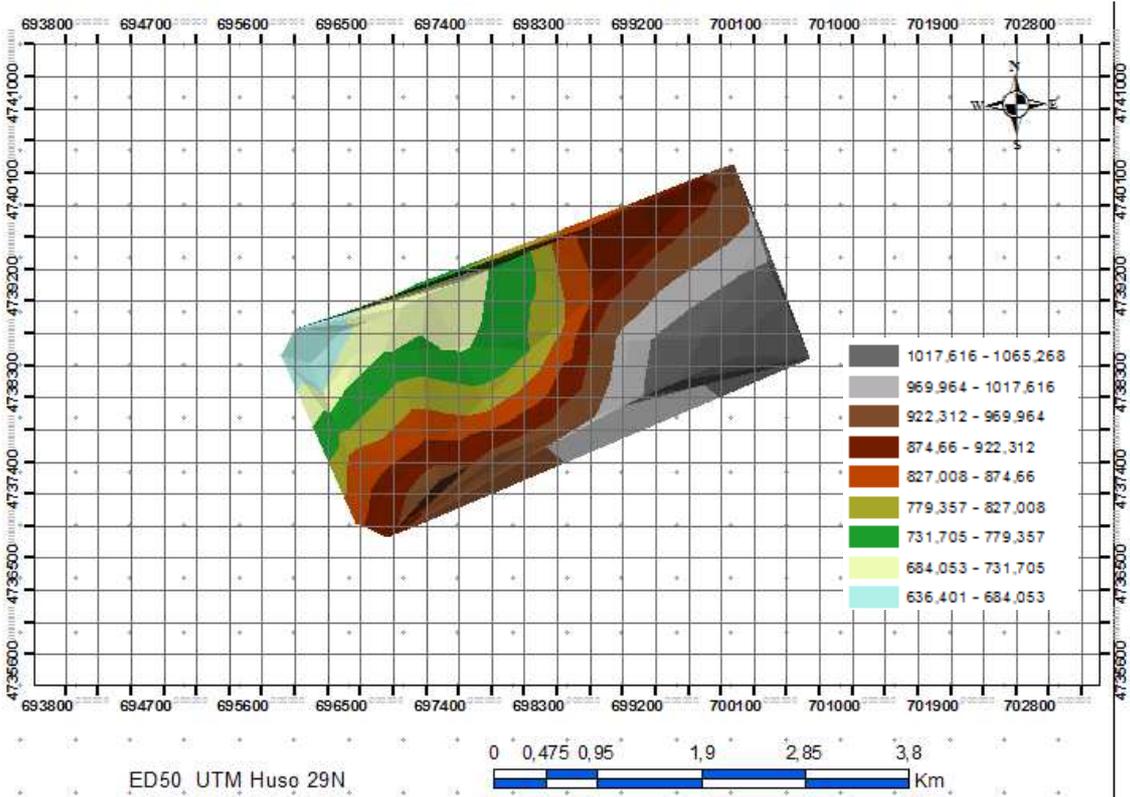


Figura 4.1.33. Superficie TIN de la variable Pcapa, e isovalores.



A



B

Figura 4.1.34 A: Superficie TIN de la variable Z_t . B: Superficie TIN de la variable Z_m con sus isovalores.

Para el cálculo de las reservas **probables**, se ha realizado una ampliación del contorno externo en base a una potencia de capa, mayor o igual a 0,4 m, lo que ha supuesto una anchura de banda de 200 m, tal como se refleja en la Fig. 4.1.35, con detalle de resultados, en tabla 4.1.14.

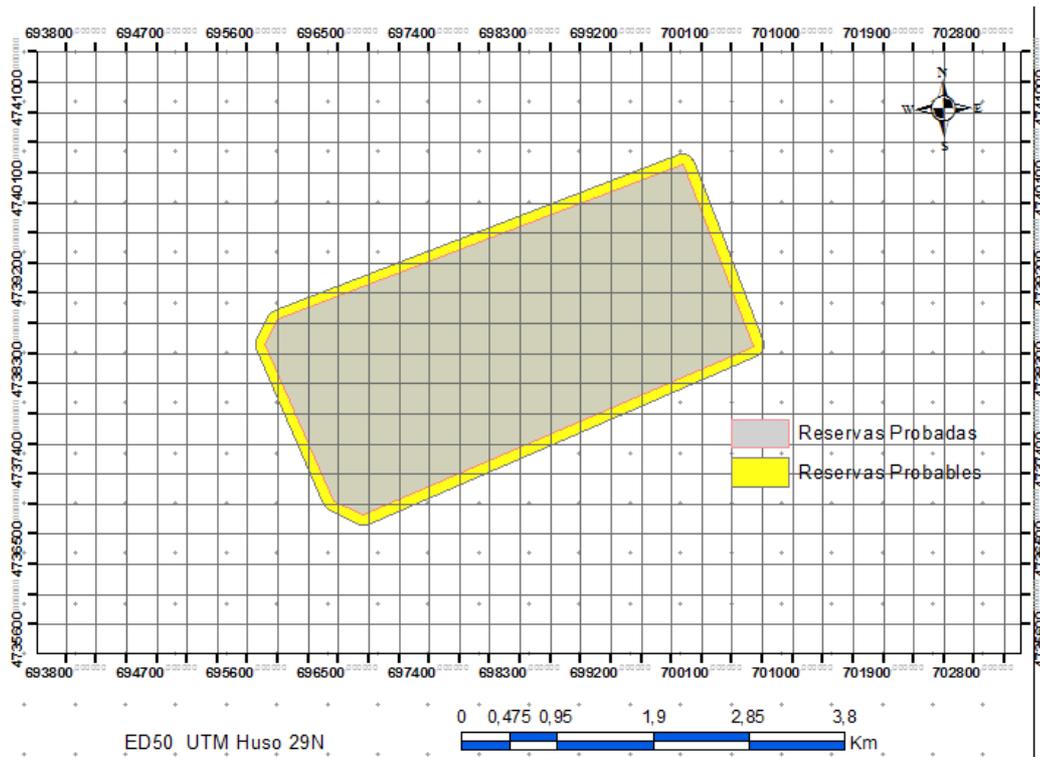


Figura 4.1.35. Ampliación del contorno externo en amarillo, para el cálculo de reservas probables.

Tabla 4.1.14: Área y volumen para las reservas probables hipótesis 1.

Área m ²	Volumen m ³
10.374.779	8.646.036

Teniendo en cuenta que la densidad media para esta antracita es de 1,75 Tm/m³, resulta un tonelaje de 15,13 · 10⁶ Tm, un ratio [Tm/m² = 1,458] y un ratio de [Tm/m³ = 1,75]. La potencia media de la capa resultante es de 0.833 m; este cálculo corresponde a las **reservas probables**.

Para el cálculo de las **reservas posibles**, se ha realizado una ampliación del contorno, en dirección S, S-E, Fig. 4.1.36, donde la prolongación de la geología del Carbonífero Estefaniense, se hace continua y mejor explotable, por su mayor potencia de capa, y se ha establecido una anchura de banda de 200 m para calcular las reservas posibles, tal como se refleja en la Fig. 4.1.37 y detalle de resultados, en tabla 4.1.15.

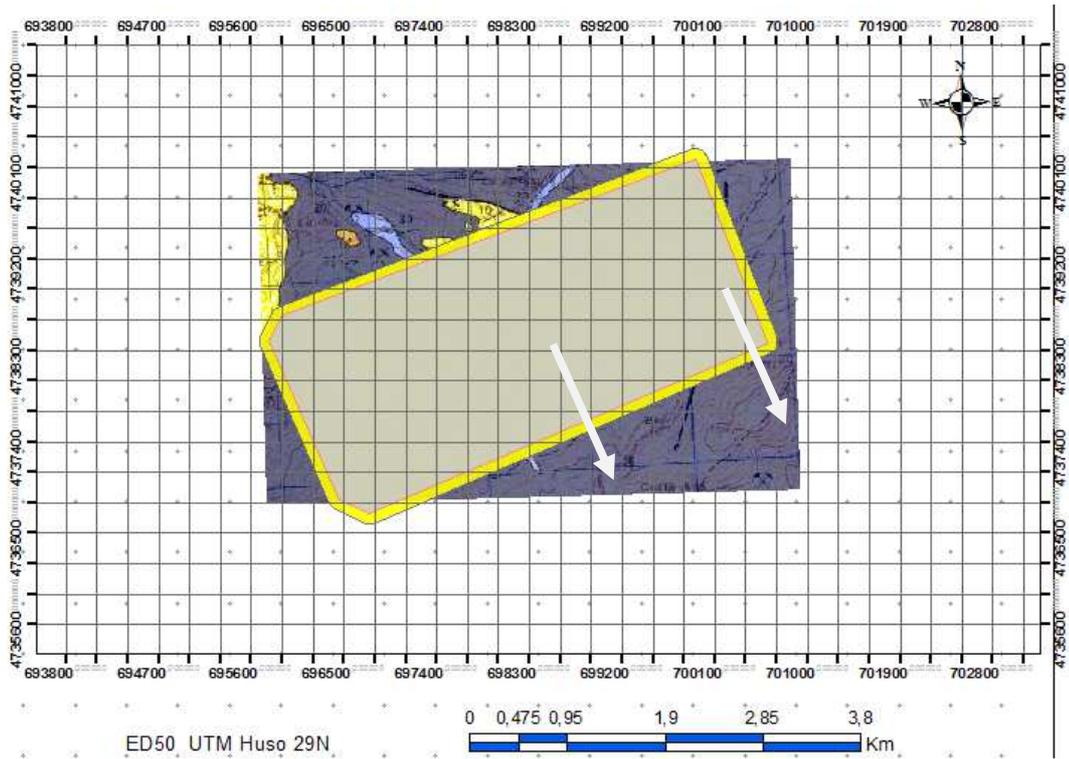


Figura 4.1.36. Zona de expansión dirección S, S-E, para el cálculo de reservas posibles. Leyenda mapa geológico de Figura 1.6.

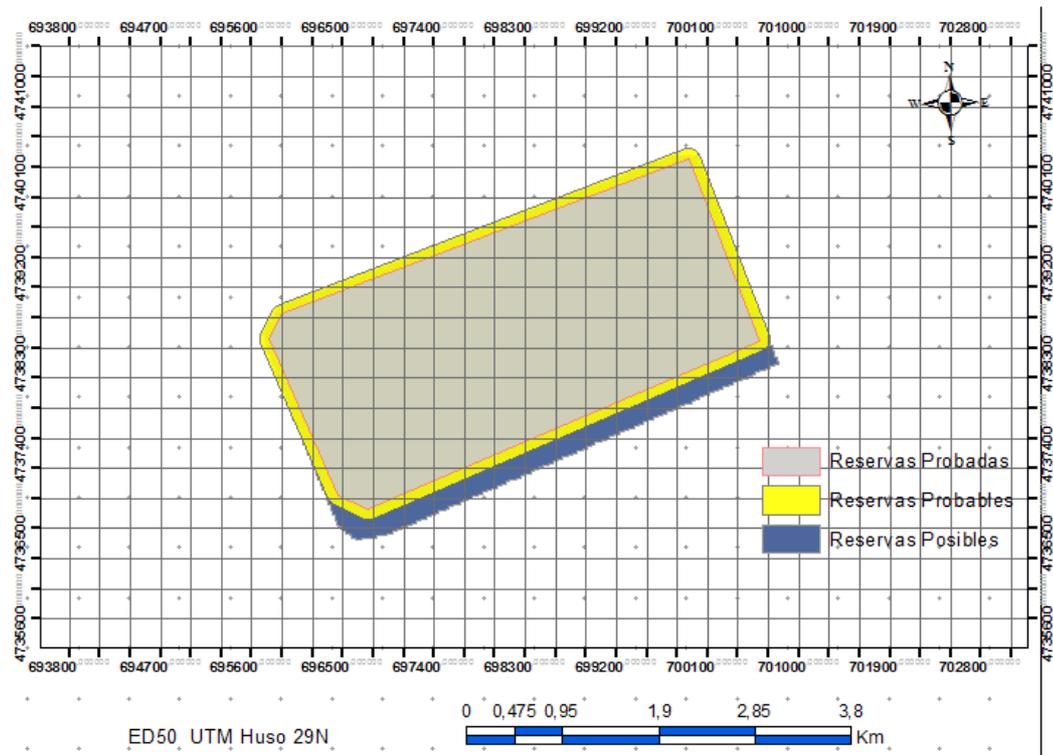


Figura 4.1.37. Ampliación del contorno externo en azul, para el cálculo de reservas posibles.

Tabla 4.1.15: Área y volumen para las reservas posibles hipótesis 1.

Área m ²	Volumen m ³
11.407.331	9.570.102

Teniendo en cuenta que la densidad media para esta antracita es de 1,75 Tm/m³, resulta un tonelaje de $16,74 \cdot 10^6$ Tm, un ratio $[Tm/m^2 = 1,468]$ y un ratio de $[Tm/m^3 = 1,75]$. La potencia media de la capa resultante es de 0.838 m; este cálculo corresponde a las **reservas posibles**.

Se resume los datos anteriores, en la tabla 4.1.16:

Tabla 4.1.16: Resumen del cálculo de reservas, para la hipótesis 1.

RESERVAS	Superficie m ²	Volumen m ³	Tm	Tm/m ²	Tm/m ³	Media Pcapa m
Probadas	9.102.940	7.579.040	13.263.320	1.457	1,75	0,832
Probables	10.374.779	8.646.036	15.130.563	1.458	1,75	0,833
Posibles	11.407.331	9.570.102	16.747.679	1.468	1,75	0,838

4.2 Hipótesis 2, evaluación geostatística del cálculo de reservas, con mallado de 300x450 m

4.2.1 Base de datos hipótesis 2.

La base de datos de los sondeos, figura en Anexo I, como BD421. Las variables, tienen las mismas definiciones que las dadas, para la base de datos BD411.

4.2.2 Representación espacial georeferenciada de los sondeos.

Una vez georeferenciados los sondeos de la hipótesis 2, obtenemos en ArcMap, módulo del ArcGIS, la Fig. 4.2.1.

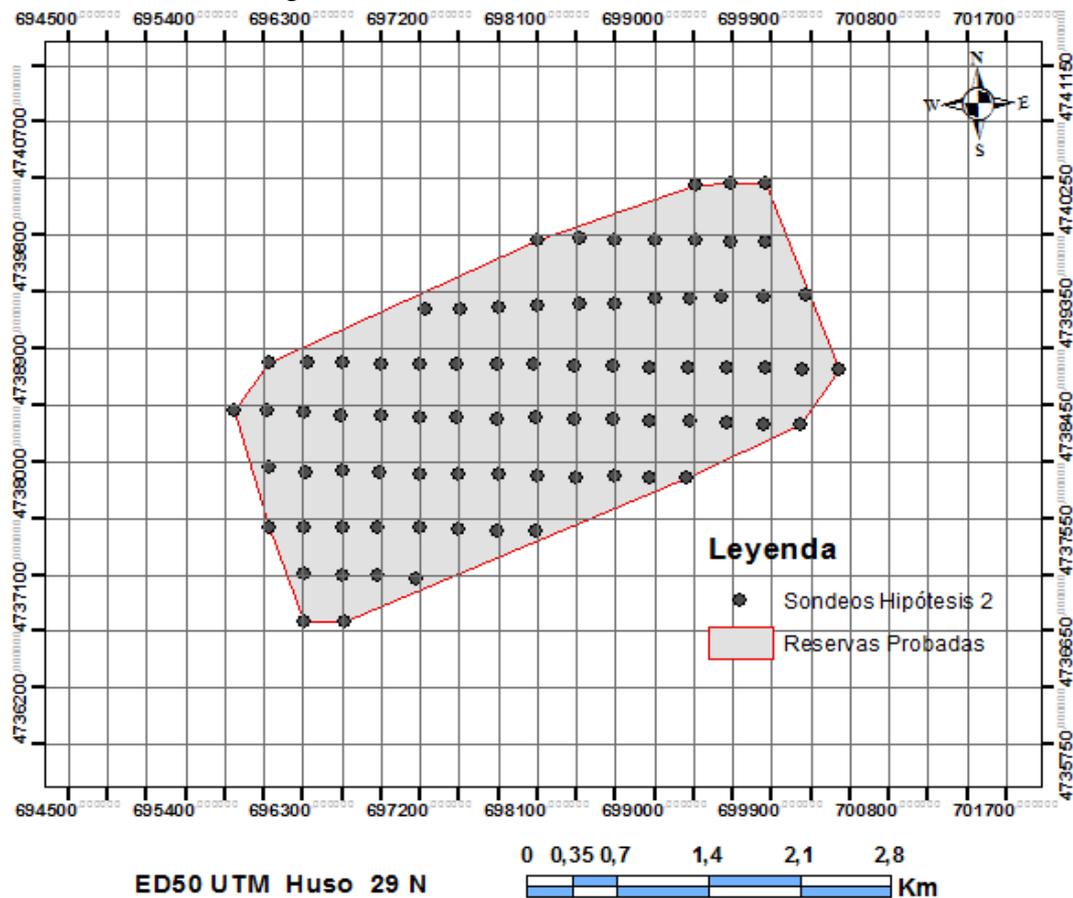


Figura 4.2.1. Coordenadas X,Y de los sondeos, mallado 300x450 m, a escala 1:50.000.

4.2.3 Histogramas.

Para la variable Pcapa, obtenemos:

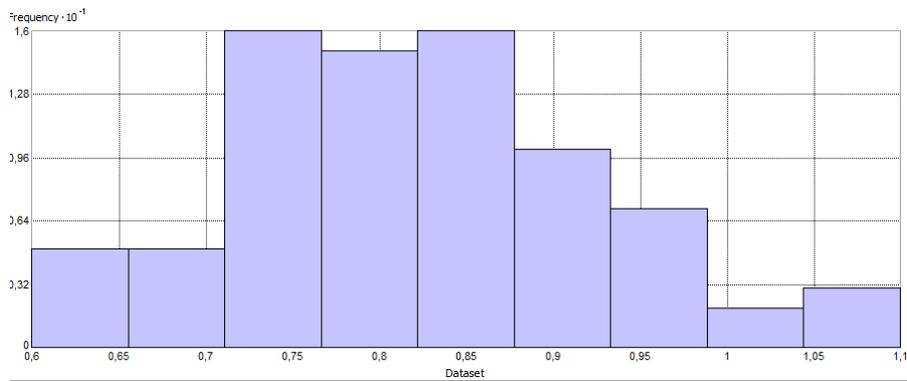


Figura 4.2.2. Histograma para la variable Pcapa.

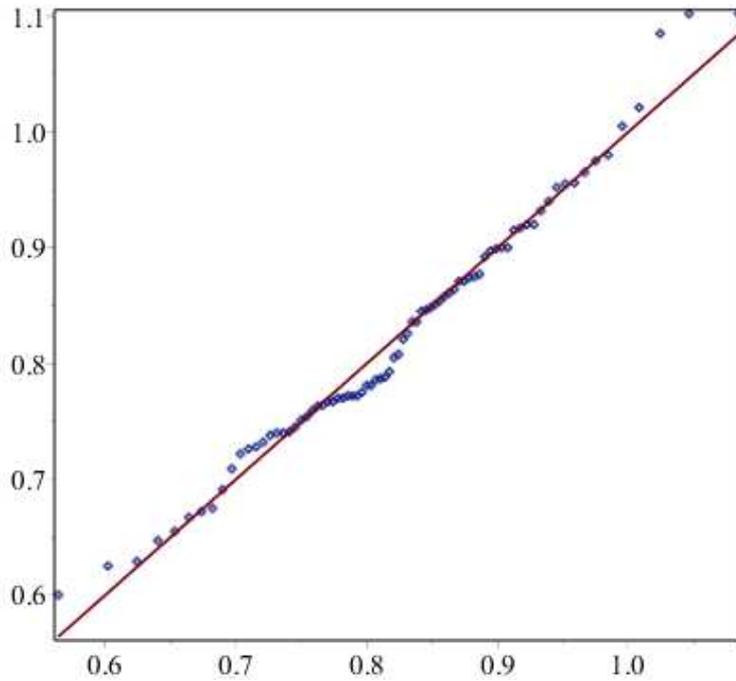


Figura 4.2.3. Relación de la variable Pcapa, respecto de la distribución Normal.

Tabla 4.2.1: Estadísticos de la variable Pcapa, hipótesis 2.

Valor central	Medidas de dispersión	Medidas de forma
Nº. de datos : 79		
Máx. valor : 1.102		
mín. valor : 0.6000		
Medidas de localización :		
Centrales :	Varianza : 0.01198	
Media (mean) $\mu = 0.82419$	Desviac.St. $s = 0.10946$	
mediana : 0.80800	Rango : 0.50200	
moda : 0.77200	IRQ : 0.14717	
Medidas de localización :		
No centrales :		Sesgo : 0.37568
Cuartil 25 : 0.75150		Curtosis : 2.90670
Cuartil 50 : 0.80800		Coef.Var. CV : 0.13281
Cuartil 75 : 0.89867		

Variable Mjul.

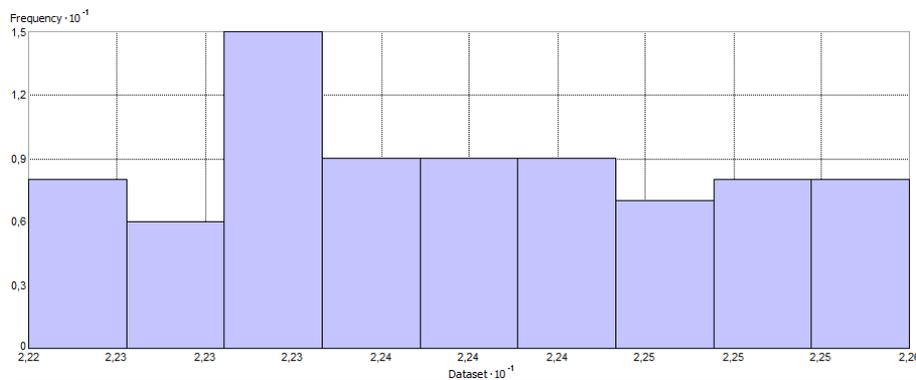


Figura 4.2.4. Histograma para la variable Mjul.

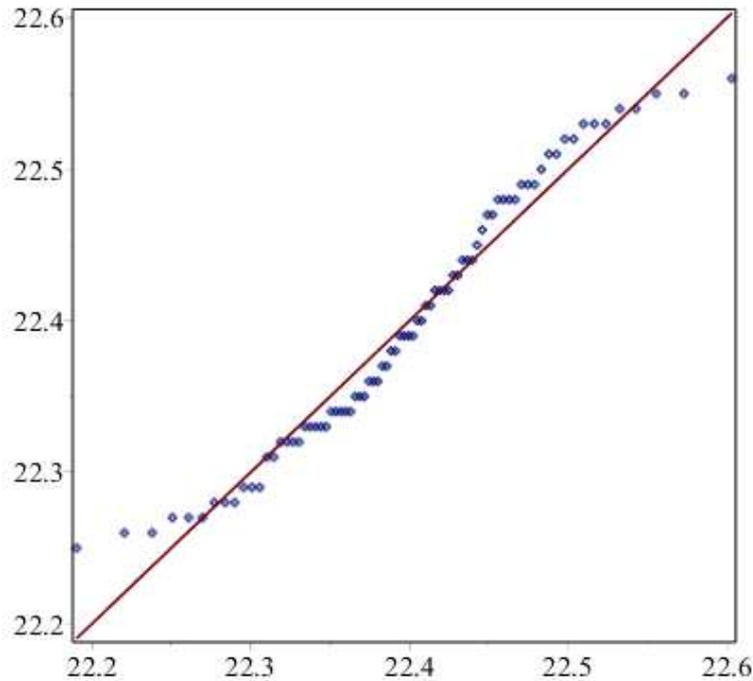


Figura 4.2.5. Relación de la variable Mjúl, respecto de la distribución Normal.

Tabla 4.2.2: Estadísticos de la variable Mjúl, hipótesis 2.

Valor central	Medidas de dispersión	Medidas de forma
Nº. de datos : 79		
Máx. valor : 22.560		
mín. valor : 22.250		
Medidas de localización :		
Centrales :		
Media (mean) $\mu = 22.396$		
mediana : 22.390		
moda : 22.340		
	Varianza : 0.00754	
	Desviac.St. $s = 0.08685$	
	Rango : 0.31000	
	IRQ : 0.14833	
Medidas de localización :		
No centrales :		Sesgo : 0.19226
Cuartil 25 : 22.33		Curtosis : 1.87717
Cuartil 50 : 22.39		Coef.Var. CV : 0.00388
Cuartil 75 : 22.47		

Variable Az.

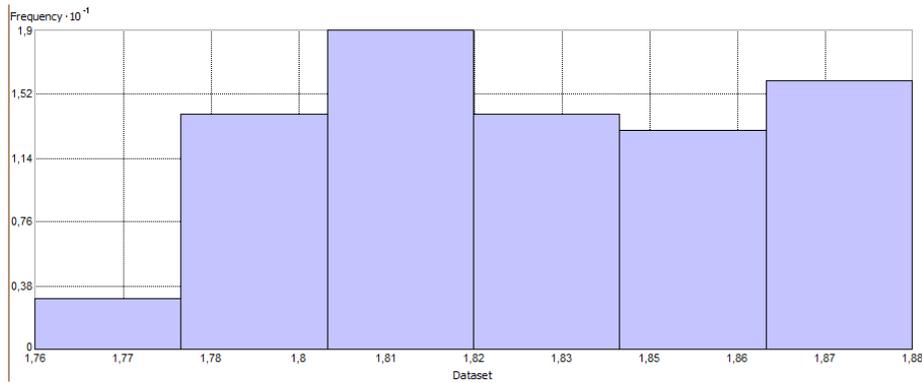


Figura 4.2.6. Histograma para la variable Az.

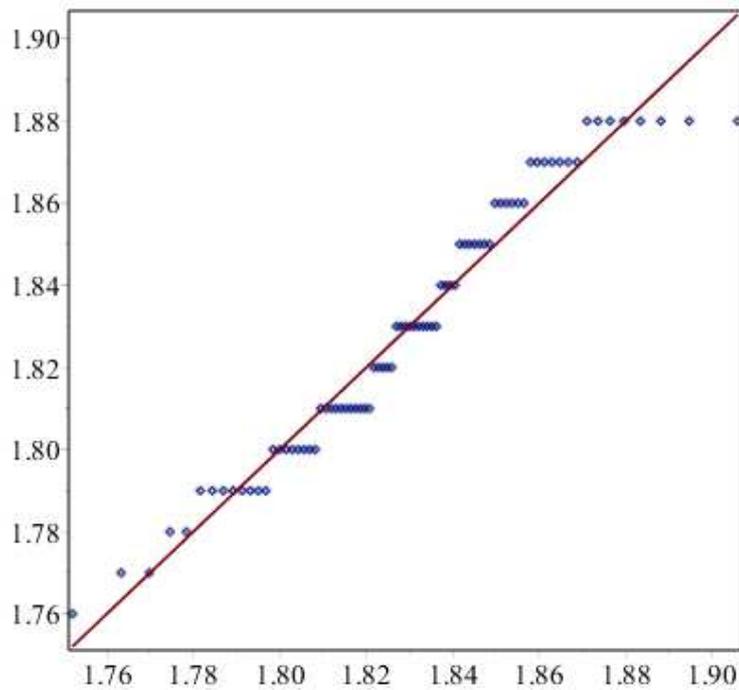


Figura 4.2.7. Relación de la variable Az, respecto de la distribución Normal.

Tabla 4.2.3: Estadísticos de la variable Az, hipótesis 2.

Valor central	Medidas de dispersión	Medidas de forma
Nº. de datos : 79		
Máx. valor : 1.88		
mín. valor : 1.76		
Medidas de localización :		
Centrales :		
Media (mean) $\mu = 1.82$	Varianza : 0.00105	
mediana : 1.83	Desviac.St. $s = 0.03237$	
moda : 1.81	Rango : 0.12000	
	IRQ : 0.06000	
Medidas de localización :		
No centrales :		Sesgo : 0.02735
Cuartil 25 : 1.80		Curtosis : 1.92641
Cuartil 50 : 1.83		Coef.Var. CV : 0.01770
Cuartil 75 : 1.86		

Variable Ce.

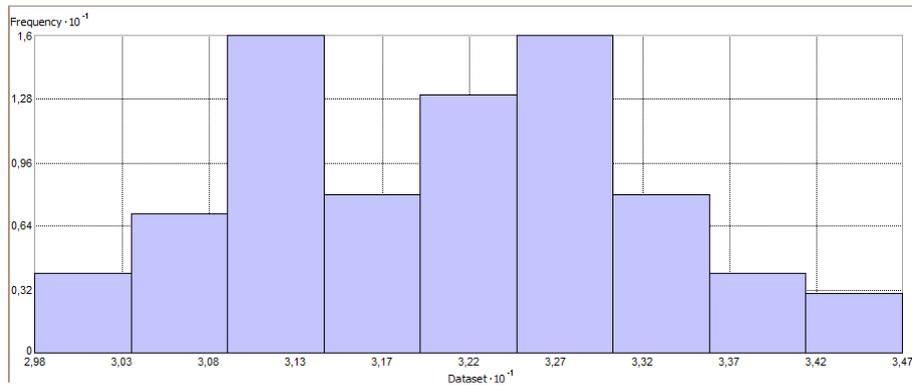


Figura 4.2.8. Histograma para la variable Ce.

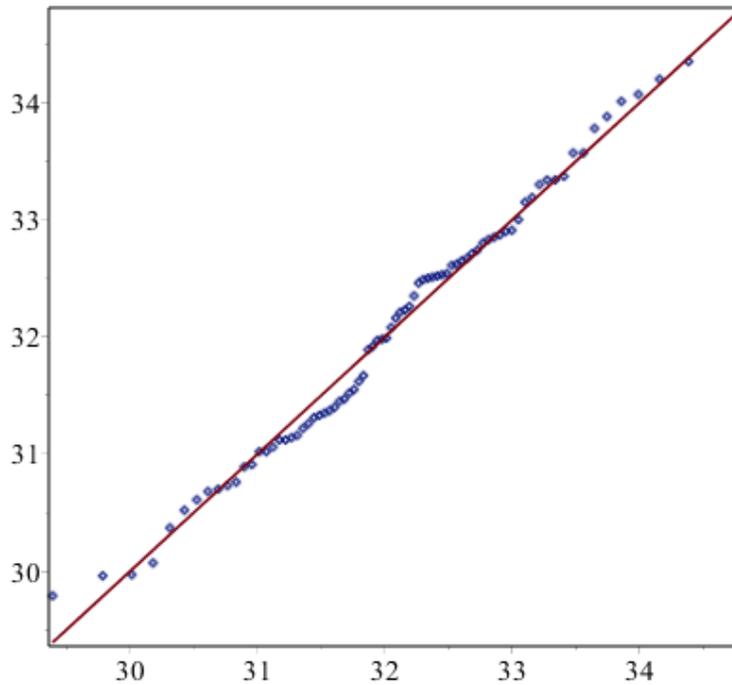


Figura 4.2.9. Relación de la variable Ce, respecto de la distribución Normal.

Tabla 4.2.4: Estadísticos de la variable Ce, hipótesis 2.

Valor central	Medidas de dispersión	Medidas de forma
Nº. de datos : 79		
Máx. valor : 34.69		
mín. valor : 29.79		
Medidas de localización :		
Centrales :		
Media (mean) $\mu = 32.08$		
mediana : 32.16		
moda : 33.57		
	Varianza : 1.284	
	Desviac.St. $s = 1.133$	
	Rango : 4.900	
	IRQ : 1.676	
Medidas de localización :		
No centrales :		Sesgo : 0.0943
Cuartil 25 : 31.17		Curtosis : 2.3207
Cuartil 50 : 32.16		Coef.Var. CV : 0.0353
Cuartil 75 : 32.84		

Variable Zt.

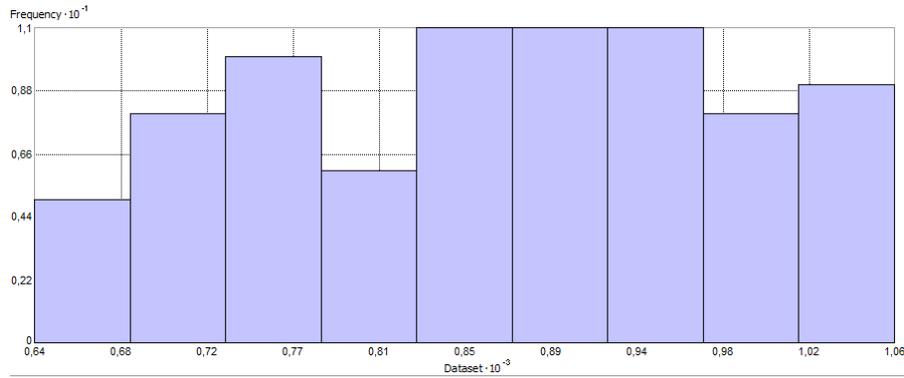


Figura 4.2.10. Histograma para la variable Zt.

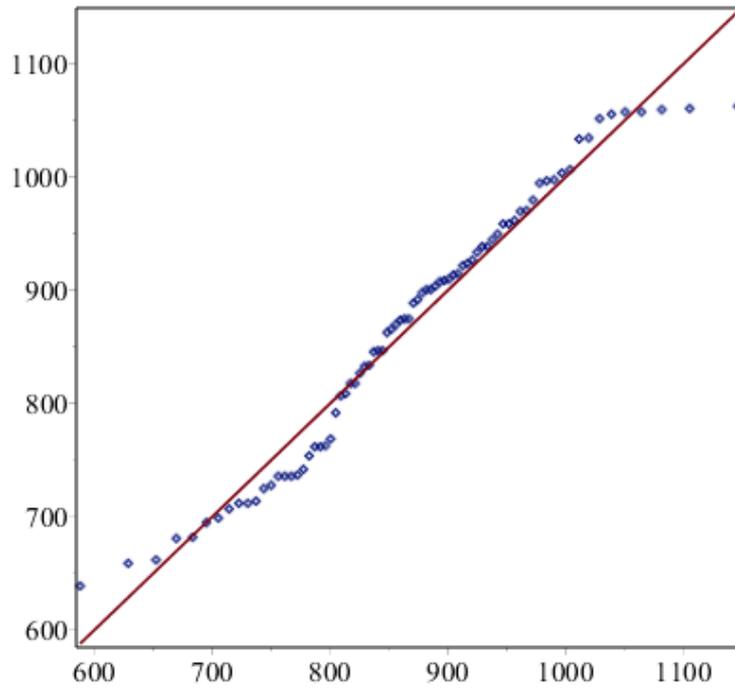


Figura 4.2.11. Relación de la variable Zt, respecto de la distribución Normal.

Tabla 4.2.5: Estadísticos de la variable Zt, hipótesis 2.

Valor central	Medidas de dispersión	Medidas de forma
Nº. de datos : 79		
Máx. valor : 1063.00		
mín. valor : 639.00		
Medidas de localización :		
Centrales :		
Media (mean) $\mu = 867.25$	Varianza : 13806.57	
mediana : 875.00	Desviac.St $s=117.501$	
moda : 736.00	Rango : 424.000	
	IRQ : 195.500	
Medidas de localización :		
No centrales :		Sesgo : 0.0936
Cuartil 25 : 762.00		Curtosis : 1.9513
Cuartil 50 : 875.00		Coef.Var. CV : 0.1354
Cuartil 75 : 957.50		

Variable Zm.

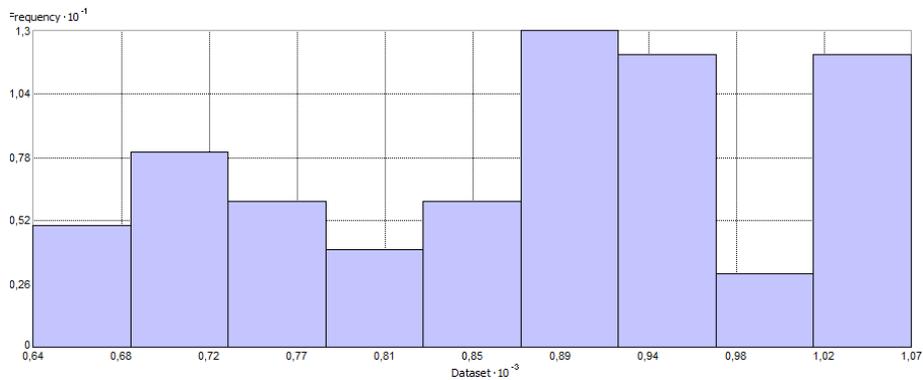


Figura 4.2.12. Histograma para la variable Zm.

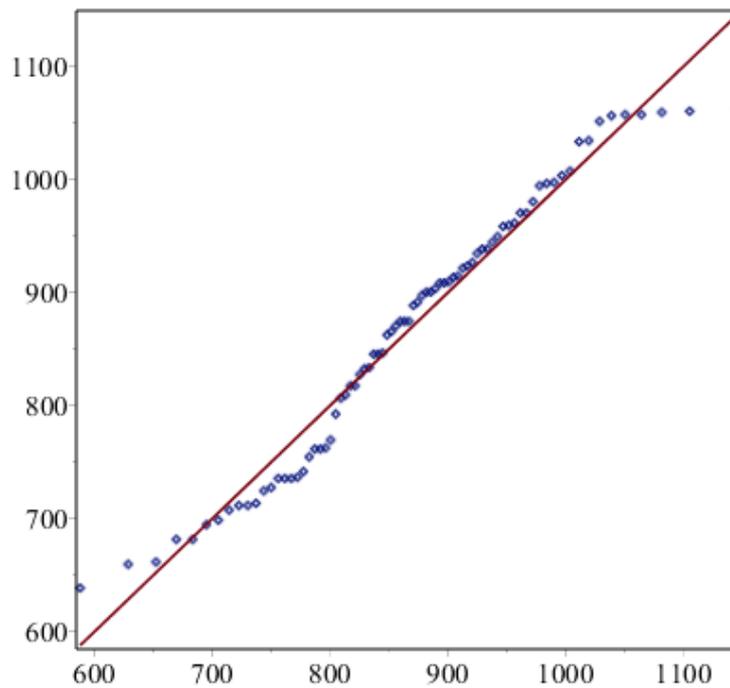


Figura 4.2.13. Relación de la variable Z_m , respecto de la distribución Normal.

Tabla 4.2.6: Estadísticos de la variable Z_m , hipótesis 2.

Valor central	Medidas de dispersión	Medidas de forma
Nº. de datos : 79		
Máx. valor : 1062.00		
mín. valor : 638.00		
Medidas de localización :		
Centrales :		
Media (mean) $\mu = 866.45$		
mediana : 874.00		
moda : 874.00		
	Varianza : 13802.48	
	Desviac.St. $s = 117.483$	
	Rango : 424.000	
	IRQ : 195.500	
Medidas de localización :		
No centrales :		Sesgo : -0.0934
Cuartil 25 : 761.00		Curtosis : 1.9506
Cuartil 50 : 874.00		Coef.Var. CV : 0.1355
Cuartil 75 : 956.50		

4.2.4 Análisis espacial.

Del análisis de los estadísticos anteriores nos lleva a las siguientes consideraciones:

Respecto de la variable Pcapa, en cuanto a su rango, igual a 0.5020, es respecto de s, $(0.5020/0.10946) = 4.586$ veces, es decir respecto de la posición central de μ sería, $4.586/2 = 2.293$, lo que representa en expresión matemática, $\mu \pm 2.293 \cdot s$. Según la tabla de distribución Normal para $x=2.293$ le corresponde para la función de distribución Normal $\Phi(x) = 0,9889 = 98,89 \%$, lo que conlleva a considerar que $(1 - 0,9889) = 0,0111$, es decir un 1,11 % de los valores de la variable, se encuentran esparcidos, por encima de $(\mu + 2.293 \cdot s)$ y por debajo de $(\mu - 2.293 \cdot s)$, lo que implica que, entre ambos extremos, haya un 98,89 % en la distribución Normal es decir entre $(\mu \pm 2.293 \cdot s)$.

En cuanto a la curtosis al ser menor que 3, tiende a una distribución platicúrtica o menos apuntada que la normal.

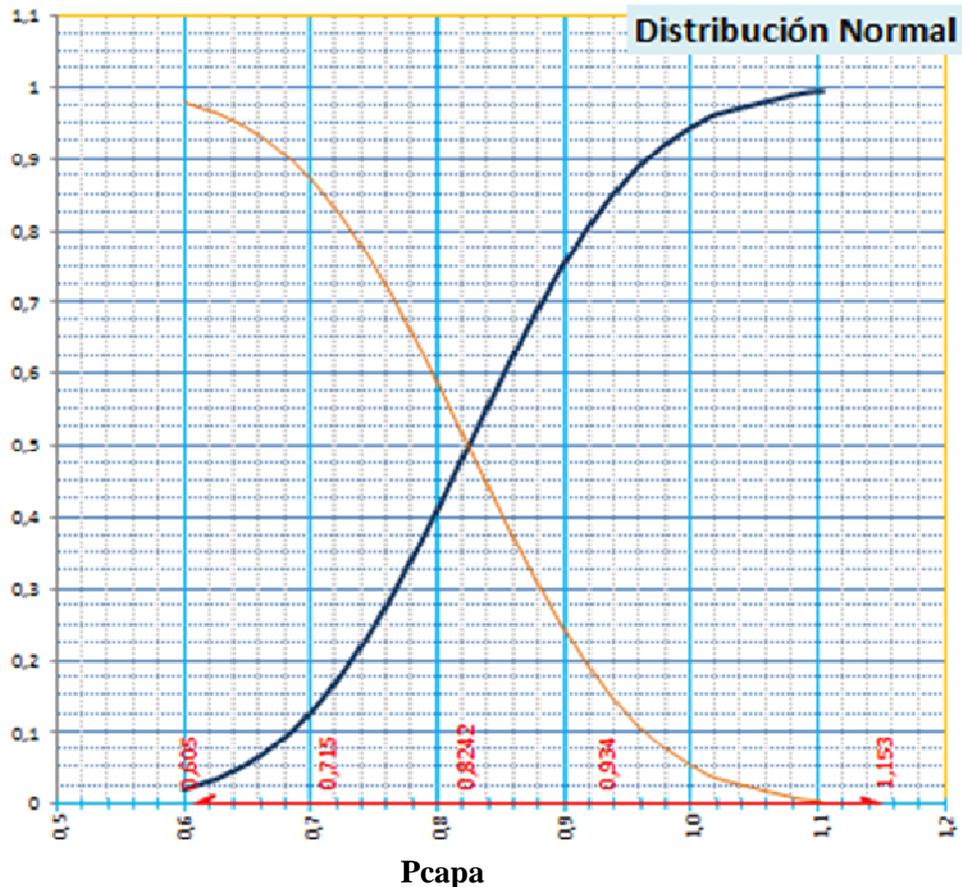


Figura 4.2.14. Función densidad acumulativa y función de acumulación decreciente de la variable Pcapa.

Para el análisis de la bondad del ajuste de la distribución teórica, respecto del test de normalidad, establecemos un nivel crítico o de rechace, de 0,025, y aplicamos Chi cuadrado para s y tStudent para μ , con un 95% de probabilidad, que estos estadísticos estén dentro del intervalo de confianza o de aceptación.

Estimación de la desviación standard del ajuste para la ley normal:

Chi-Square, Test :

Hipótesis Ho => Muestra de población con $s = 0.109464$

Hipótesis H₁: Muestra de población con **s no igual** a 0.109464

Nº de muestras:	79
s:	0.109464
Distribución:	ChiSquare(78)
Valores calculados:	78
Probabilidad calculada:	0.957406 = 95.7406 %
Intervalo de confianza:	[0.094655116830 .. 0.12980979794]
Resultado: [Aceptado]	

Esta prueba estadística no proporciona pruebas suficientes para concluir que la hipótesis **Ho** es falsa, luego la **Hipótesis Ho es verdadera**, intervalo de confianza o de aceptación: [0.094655116830 .. 0.12980979794], distribución ChiSquare(78).

Es decir para un coeficiente del 95%, s obtenida de 0.109464, está comprendida, en el intervalo de confianza [0.094655116830.. 0.12980979794].

tStudent, Test:

Hipótesis Ho => Muestra de población con [$\mu = 0.824189$ y $s = 0.109464$].

Hipótesis H₁: Muestra de población con μ **no igual** a [0.824189 y $s = 0.109464$].

Nº de muestras:	79
Media de la muestra:	0.824189
Distribución:	Normal(0,1)
Probabilidad calculada:	1 (100%)
Intervalo de confianza:	[0.80005157382 ..0.84832817300]
Resultado: [Aceptado]	

Esta prueba estadística no proporciona pruebas suficientes para concluir que la hipótesis **Ho** es falsa, luego la **Hipótesis Ho es verdadera**. Intervalo de confianza: [0.80005157382..0.84832817300]. Distribución: Normal(0,1).

Es decir para un coeficiente del 95%, la media obtenida de 0.824189, está comprendida, en el intervalo de confianza [0.80005157382.. 0.84832817300].

En la Fig. 4.2.15 se representa la potencia media de la capa de la hipótesis 2 y en la Fig. 4.2.16 el plano de regresión lineal de la variable P_{capa} , respecto de las coordenadas X, Y .

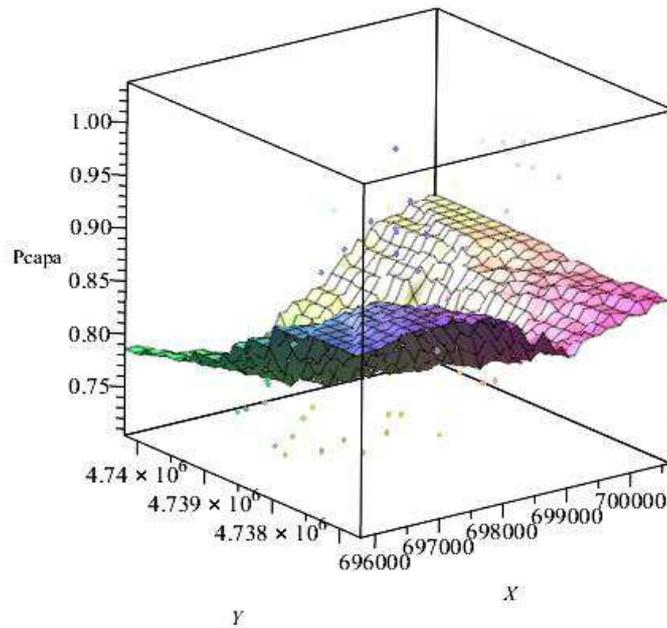


Figura 4.2.15. Representación de la superficie media, de la variable Pcapa, con sus coordenadas ED50 UTM, huso29N, X, Y.

$$Pcapa = 0.21672098248e^{-4} * x - 0.77427040967e^{-4} * y + 352.58370877$$

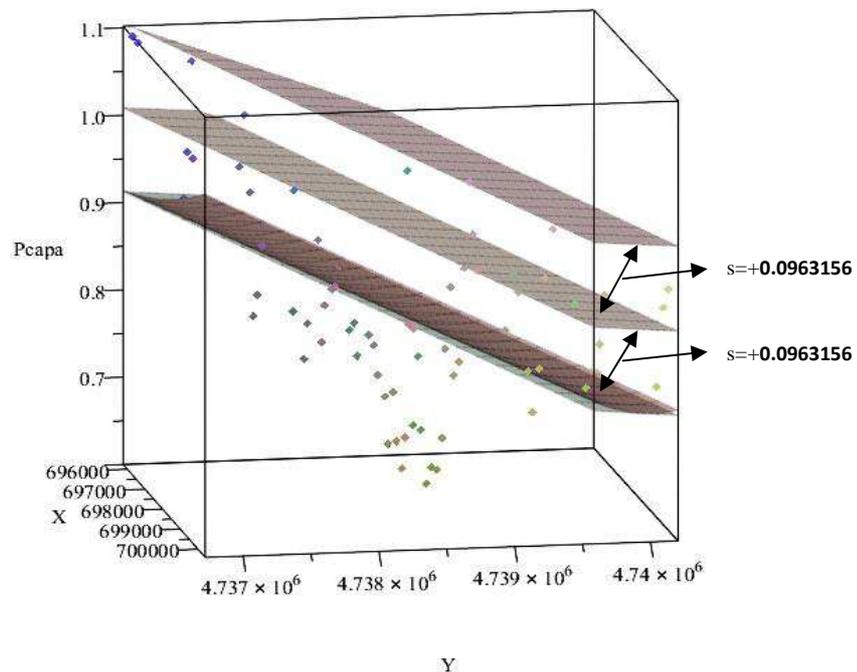


Figura 4.2.16. Representación del plano medio de regresión lineal y regresión cúbica, de la variable Pcapa, con sus coordenadas ED50 UTM, huso29N, X, Y.

En esta representación el plano medio lineal color marrón, y el plano medio de regresión cúbica de color azul, son prácticamente coincidentes, por lo que se adopta la expresión de regresión lineal, que es más simple.

4.2.5 Semivariogramas:

Se sigue observando que tanto por su variabilidad en la potencia de la capa como por su distribución espacial, presenta una anisotropía geométrica, donde su meseta se mantiene constante, no así los alcances.

En función de los datos muestrales, se ha estimado el semivariograma teórico, ajustado con el menor error posible, procediéndose a efectuar distintos métodos de interpolación, tomando como estadístico de comparación tanto la media estandarizada con valor óptimo =0, como la desviación típica de la media (RMS), y la raíz del error medio cuadrático estandarizado (RMSS) cuyo valor óptimo =1, se ha obtenido del análisis para la variable Pcapa, la tabla 4.2.7:

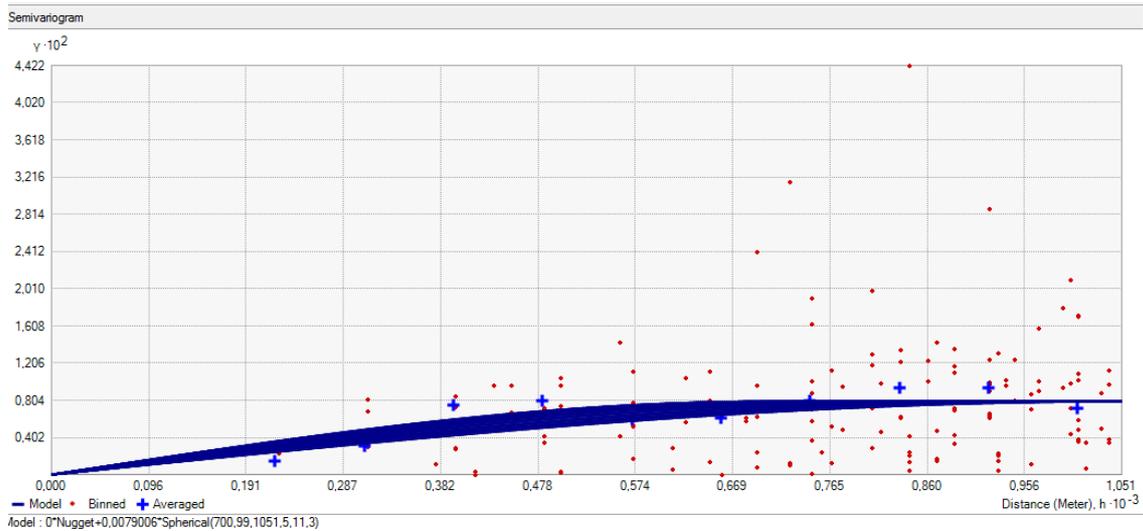
Tabla 4.2.7: Características de los valores de la variable Pcapa, hipótesis 2.

Variable de estudio	Estimación Interpolación	Media. μ	Media cuadrática. RMS	Promedio estandar	Media estandarizada MS	Raíz del error medio cuadrático estandarizado RMSS
Pcapa	Kriging Ordinario esférico anisotropía	-0.0016128	0.06230954	0.0615131	-0.01186034	1.002404
	Kriging Ord. exponencial anisotropía	-0.0016747	0.06251504	0.0569206	-0.01350049	1.081272
	Kriging Ord. Gaussiano anisotropía	-0.0033603	0.06178226	0.0544605	-0.03557602	1.122403

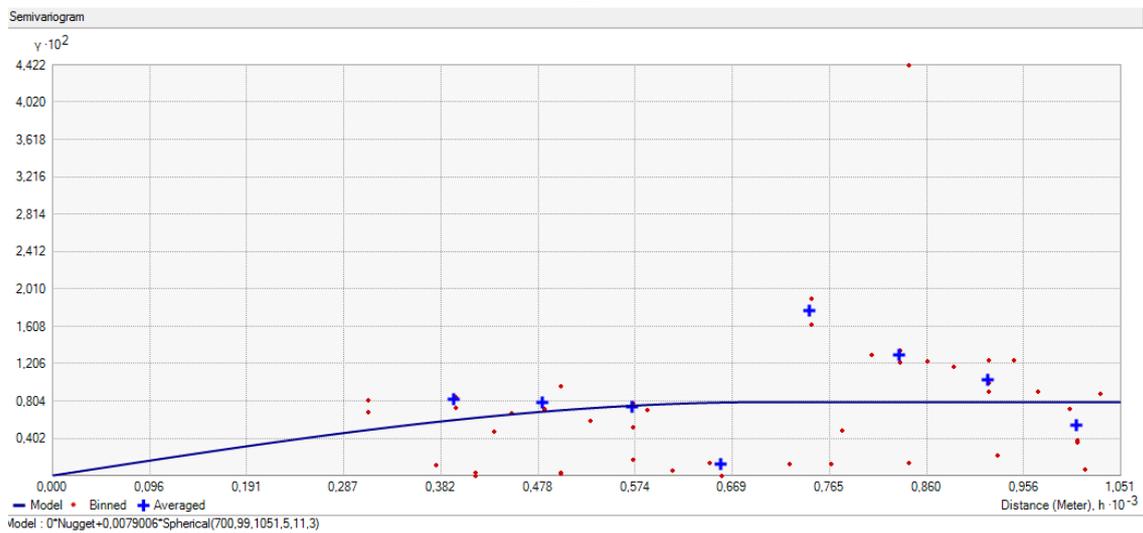
Los distintos semivariogramas que se han obtenido, se representan en las siguientes figuras.

La Fig. 4.2.17 representa el semivariograma por kriging ordinario, función modelo esférico con anisotropía, para la variable Pcapa, un $C_0 = 0$ una meseta de 0,007906 y un alcance mínimo y máximo de 700.99 m y 1051.5 m por efecto de la anisotropía.

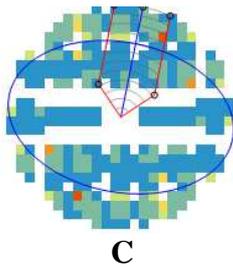
La Fig. 4.2.18 representa el semivariograma por kriging ordinario, función exponencial con anisotropía, para la variable Pcapa, con un $C_0 = 0$ una meseta de 0,015486 y un valor de $h = 2995.6$ m y 4493.4 m de alcance.



A

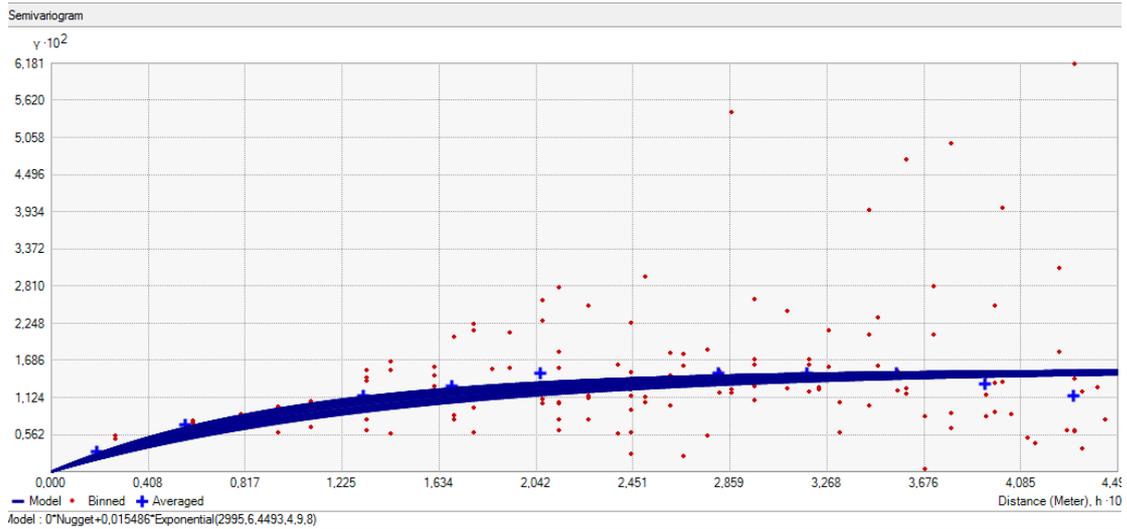


B

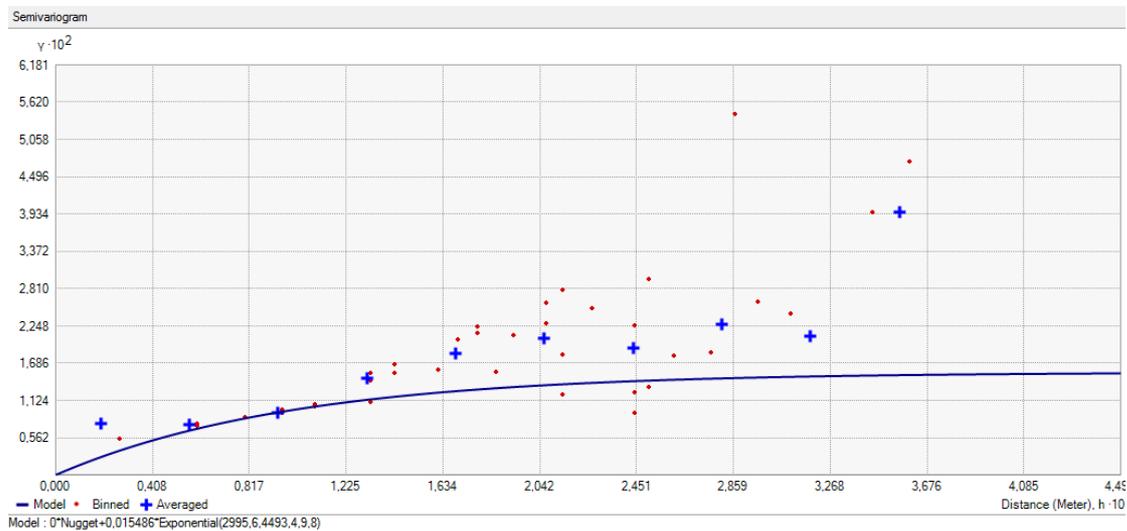


C

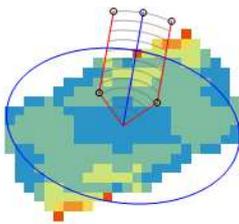
Figura 4.2.17. Semivariograma por kriging ordinario, función modelo esférico con anisotropía, para la variable Pcapa. A: considerando la anisotropía en todas las direcciones. B: en la dirección de 11.3°. C: elipse de anisotropía y ángulo de 11.3°, respecto del N.



A



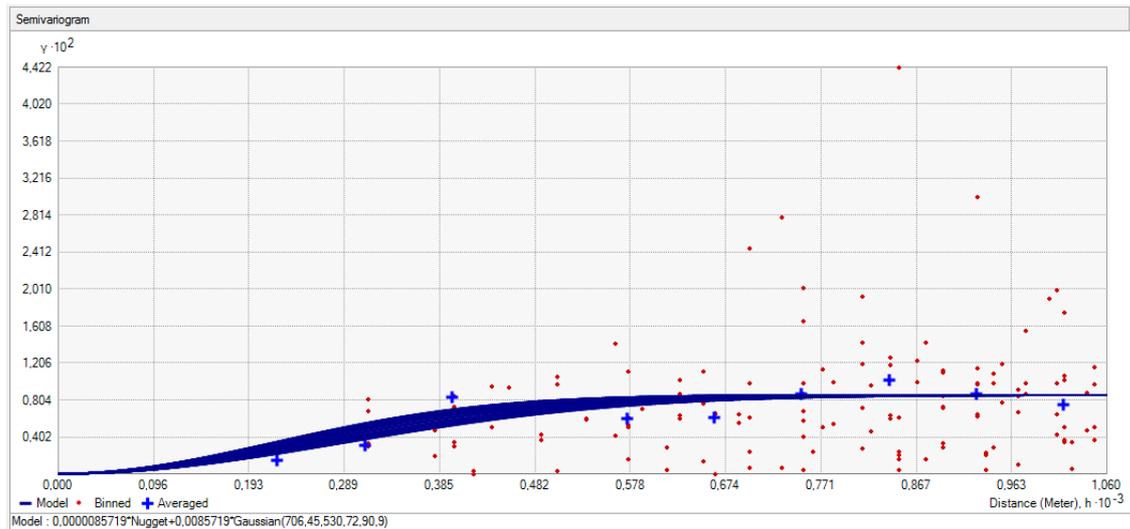
B



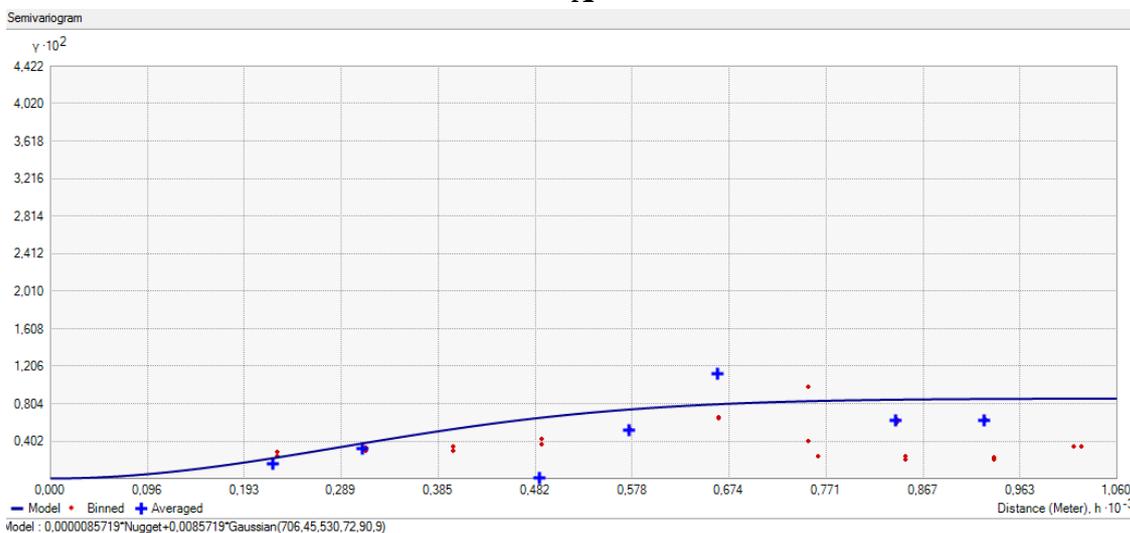
C

Figura 4.2.18. Semivariograma por kriging ordinario, función exponencial con anisotropía, para la variable Pcapa. A: considerando la anisotropía en todas las direcciones. B: en la dirección de 9.8°. C: elipse de anisotropía y ángulo de 9.8°, respecto del N.

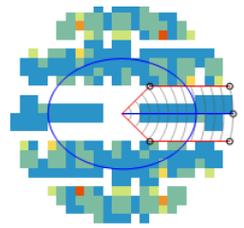
La Fig. 4.2.19 representa el semivariograma por kriging ordinario, función Gauss con anisotropía, para la variable Pcapa, con un $C_0 = 0,0000085719$ una meseta de $0,0085719$ y un valor $h = 706.45$ m y 530.72 m de alcance.



A



B



C

Figura 4.2.19. Semivariograma por kriging ordinario, función Gauss con anisotropía, para la variable Pcapa. **A:** considerando la anisotropía en todas las direcciones. **B:** en la dirección de 90.9°. **C:** elipse de anisotropía y ángulo de 90.9°, respecto del N.

En cuanto a la representación de los mapas de isovalores por los distintos métodos de interpolación, se reflejan en las Fig. 4.2.20 y Fig. 4.2.21, con sus correspondientes rangos.

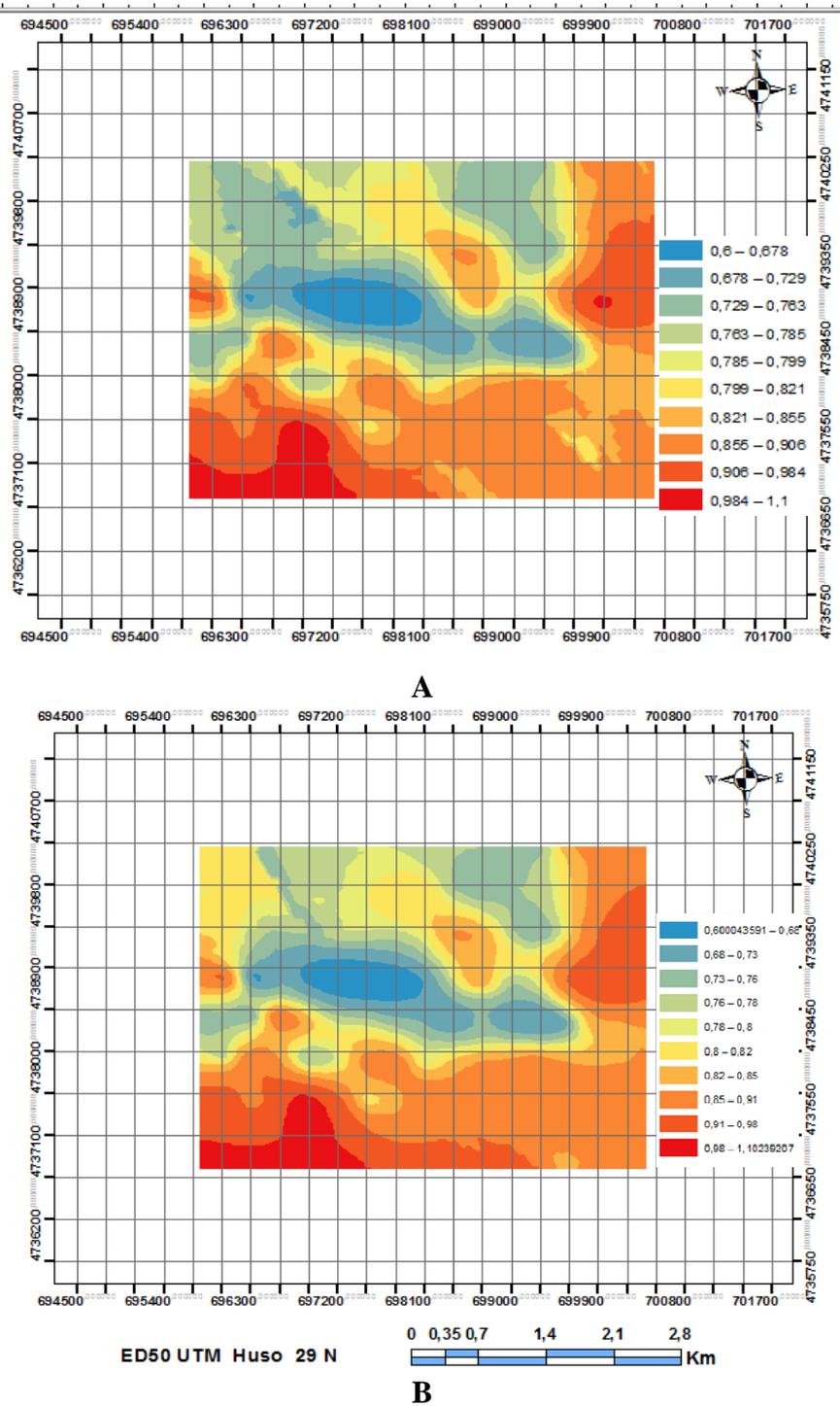


Figura 4.2.20. Mapa de isovalores. A: kriging ordinario, función modelo Esférico con anisotropía, B: kriging ordinario, función exponencial con anisotropía. Variable Pcapa.

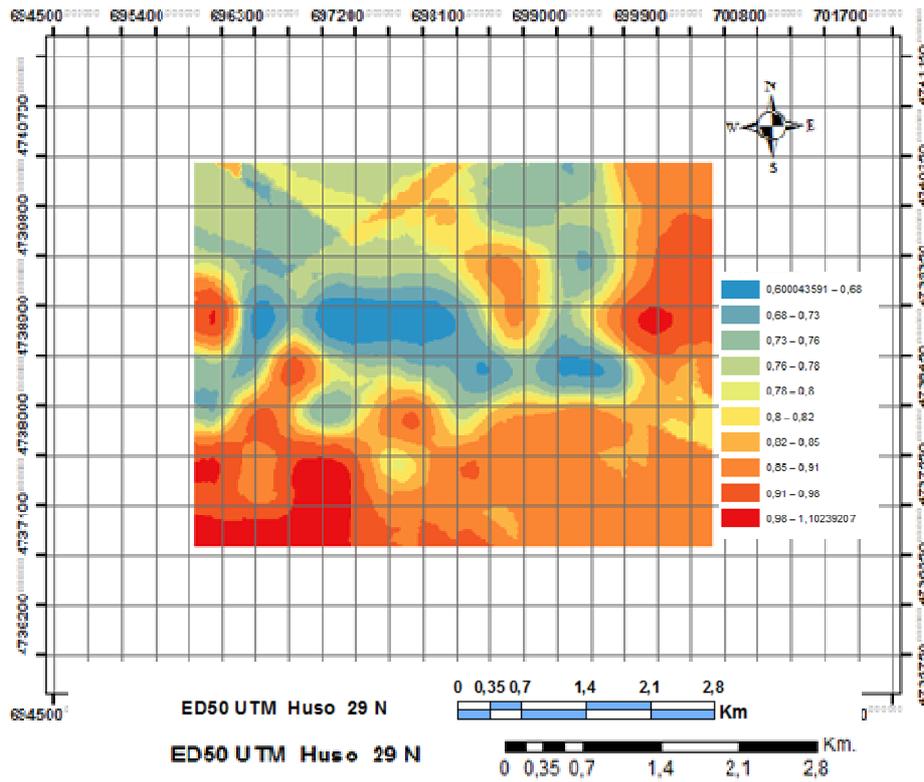


Figura 4.2.21. Mapa de isovalores, kriging ordinario, función Gauss con anisotropía. Variable Pcpa.

Los mapas de isovalores de la predicción de errores estándar, en los distintos supuestos de kriging anteriormente estudiados, se reflejan en las Fig. 4.2.22. y Fig. 4.2.23, con sus correspondientes rangos.

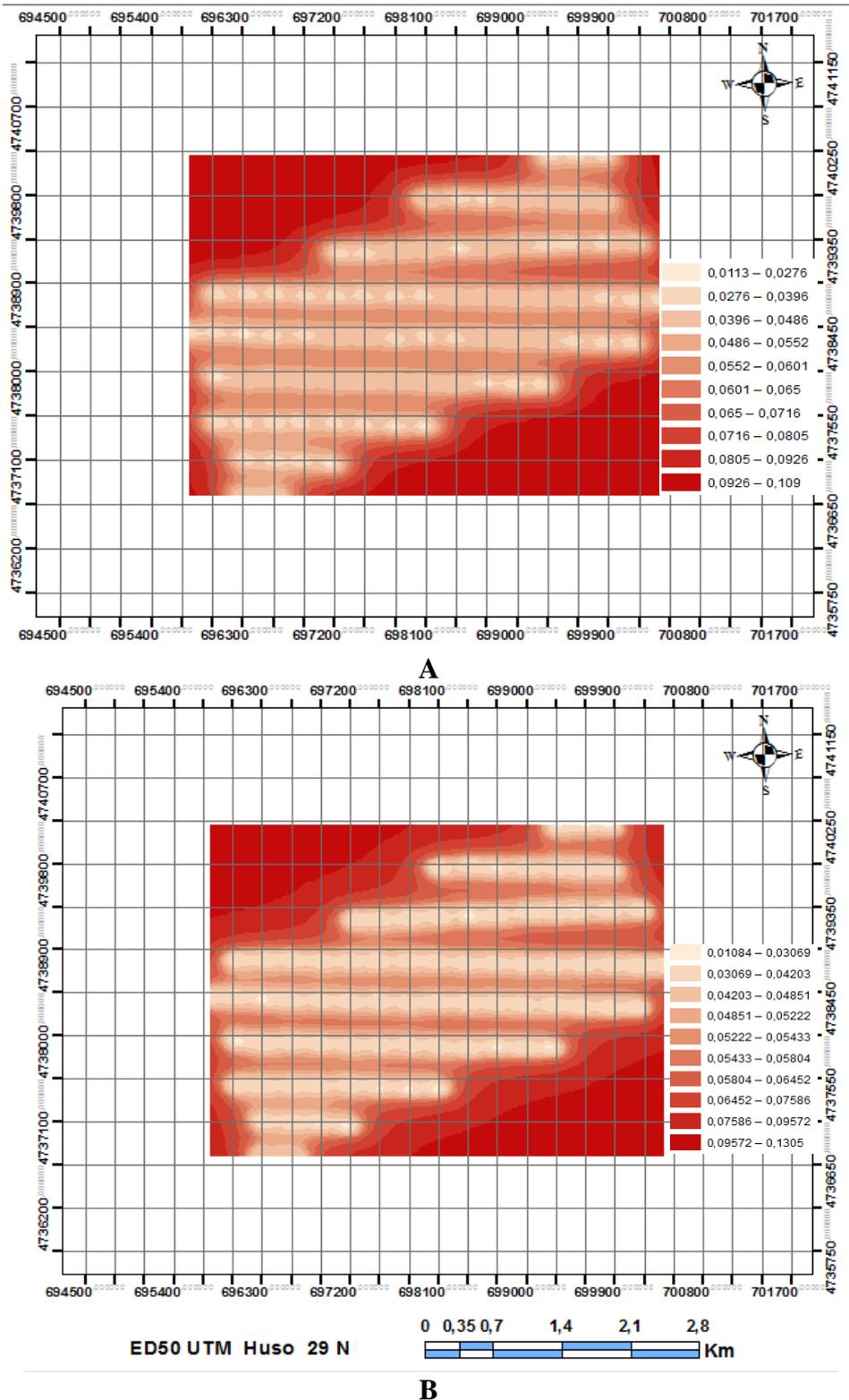


Figura 4.2.22. Mapa de predicción de errores estándar. A: interpolación por Kriging Ordinario, Función Esférico con anisotropía. B: interpolación por Kriging Ordinario, Función Exponencial con anisotropía. Variable Pcpa.

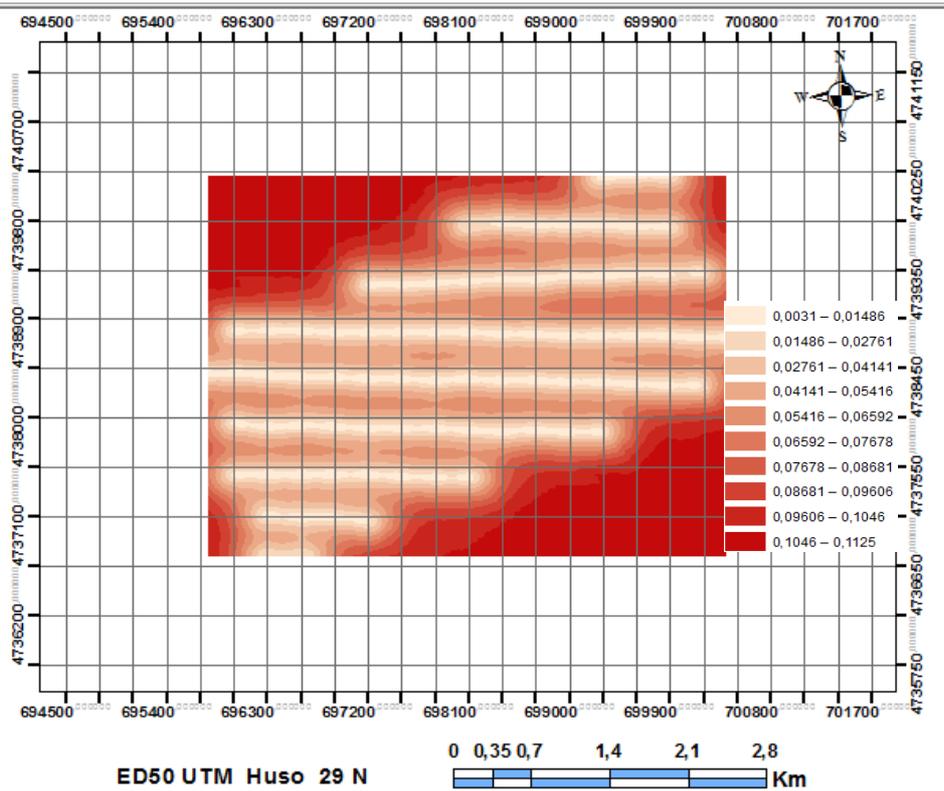
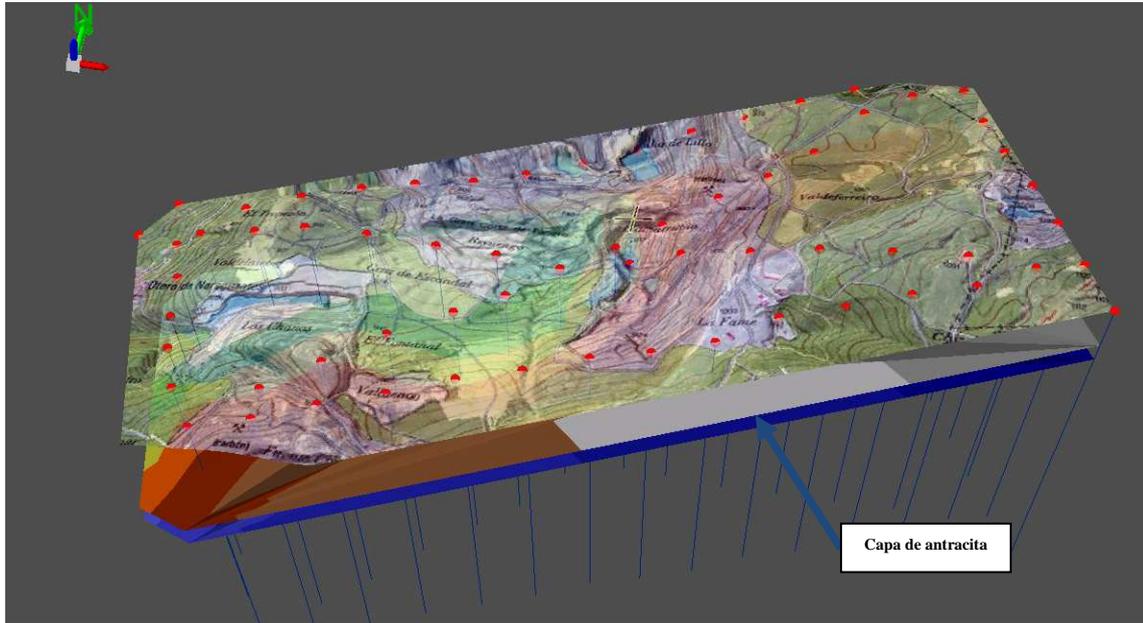


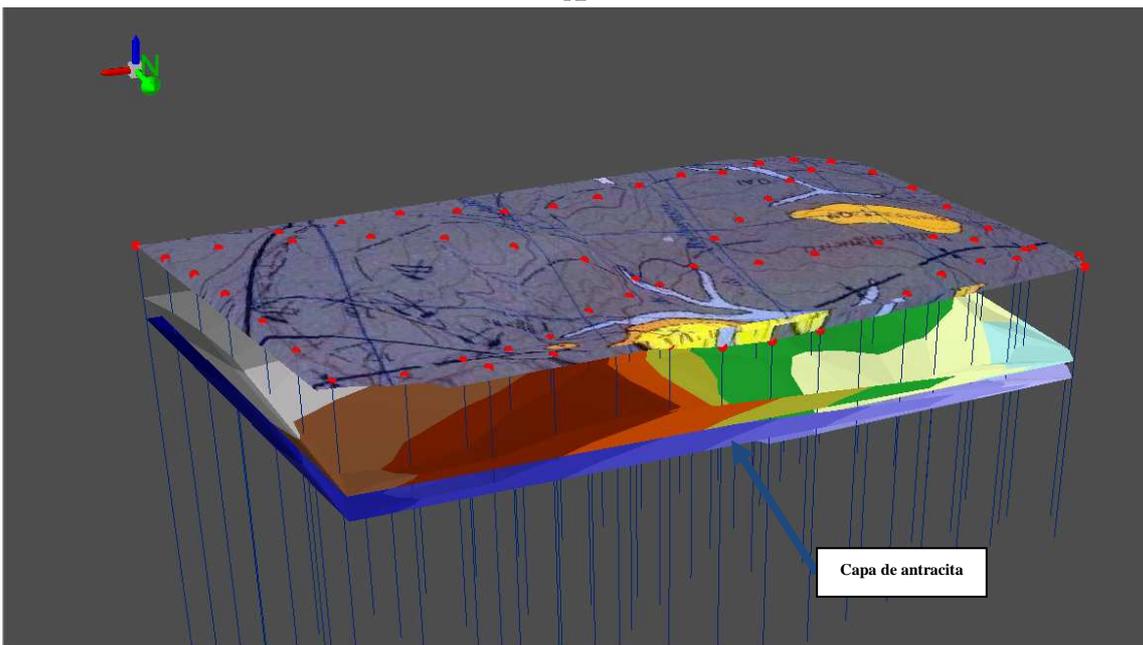
Figura 4.2.23. Mapa de predicción de errores estándar interpolación por Kriging Ordinario Función Gauss con anisotropía. Variable Pcapa.

En función de los estadísticos de comparación establecidos, se ha elegido el modelo de interpolación de Kriging Ordinario, función esférico con anisotropía.

La representación espacial de la capa de antracita de estudio de la hipótesis 2, consecuencia de las superficies TIN de las cotas de techo y muro de la capa de carbón y de las cotas de superficie de los sondeos, es la Fig. 4.2.24, donde los puntos en rojo son las embocaduras de los sondeos:



A



B

Figura 4.2.24. Representación georeferenciada con sus valores de variables, Z_s en superficie, Z_t , Z_m . A: vista S-N. En superficie mapa de situación geográfica del terreno. B: vista N-S. En superficie mapa geológico zona de investigación, con visualización de fallas y un sinclinal.

Del análisis para la variable Mjul, obtenemos la tabla 4.2.8:

Tabla 4.2.8: Características de los valores, de la variable Mjul, hipótesis 2.

Variable de estudio	Estimación Interpolación	Media. μ .	Media cuadrática. RMS	Promedio estandar	Media estandarizada MS	Raíz del error medio cuadrático estandarizado RMSS
Mjul	Kriging Ordinario esférico anisotropía	-0.0008178	0.0338622	0.043982	-0.0136763	0.775944
	Kriging Ord. exponencial anisotropía	-0.0004400	0.0340839	0.049793	-0.0058219	0.679994
	Kriging Ord. Gaussiano anisotropía	-0.0008355	0.028832	0.017562	-0.0215858	1.96063

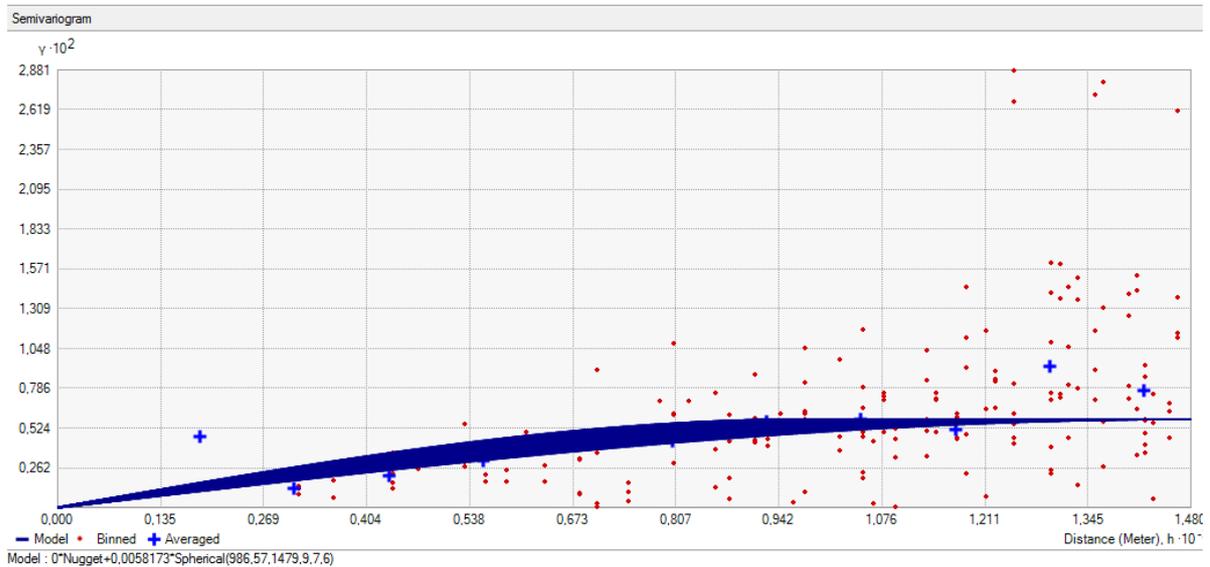
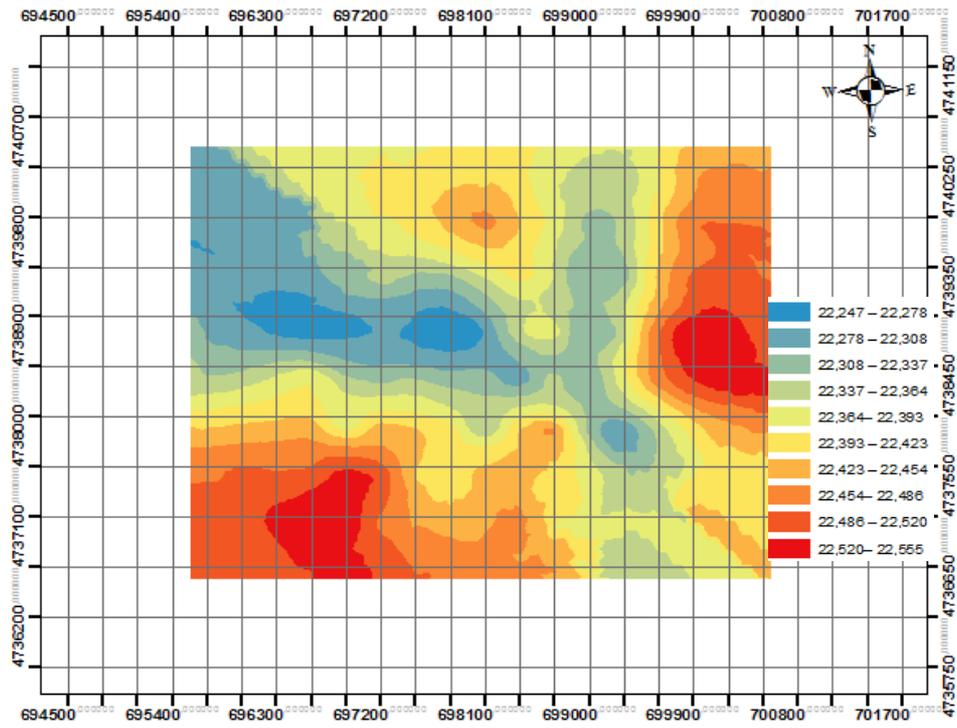


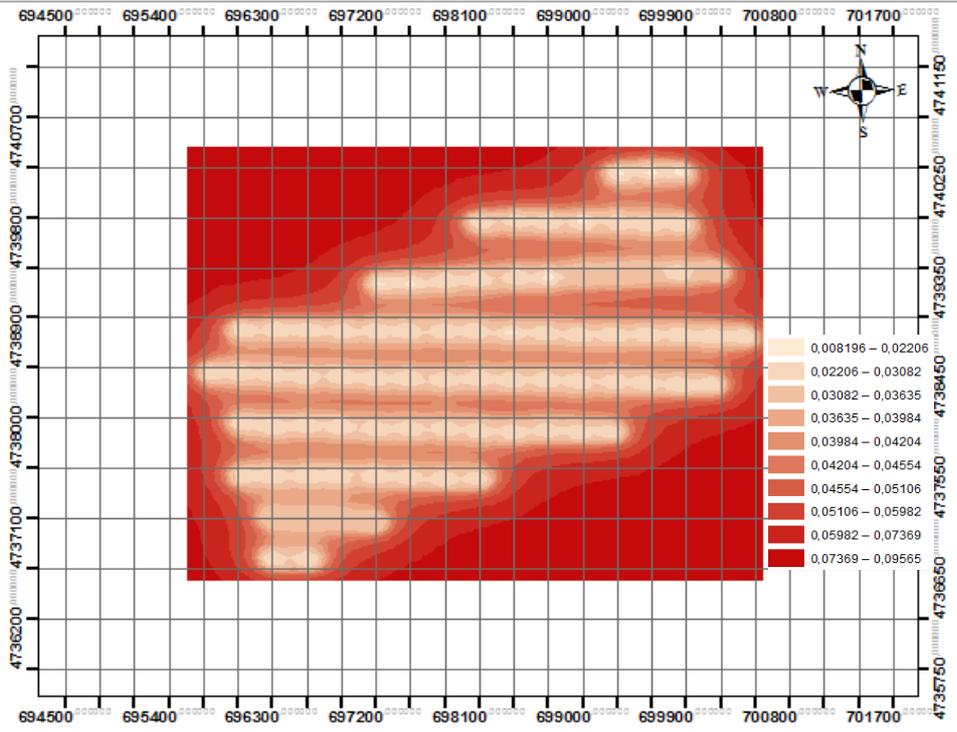
Figura 4.2.25. Semivariograma por kriging ordinario, función modelo esférico con anisotropía Variable Mjul.

Se ha elegido en función de los estadísticos de comparación establecidos, el modelo de interpolación de Kriging Ordinario, función esférico con anisotropía.

El mapa de isovalores y de la predicción de errores estándar, para la variable Mjul, se reflejan en el mapa de la Fig. 4.2.26, con sus correspondientes rangos



A



ED50 UTM Huso 29 N

0 0,35 0,7 1,4 2,1 2,8 Km

B

Figura 4.2.26. A: Mapa de isovalores, por kriging ordinario, función modelo Esférico con anisotropía, B: Mapa de predicción de errores estándar. Variable Mjúl.

Del análisis para la variable Az, obtenemos la tabla 4.2.9:

Tabla 4.2.9: Características de los valores, de la variable Az, hipótesis 2.

Variable de estudio	Estimación Interpolación	Media. μ	Media cuadrática. RMS	Promedio estandar	Media estandarizada MS	Raíz del error medio cuadrático estandarizado RMSS
Az	Kriging Ordinario esférico anisotropía	-0.0002454	0.012541	0.0175418	-0.009627	0.719916
	Kriging Ord. exponencial anisotropía	-0.0000805	0.012609	0.015866	-0.001432	0.801496
	Kriging Ord. Gaussiano anisotropía	-0.0005031	0.012087	0.006642	-0.040944	2.043372

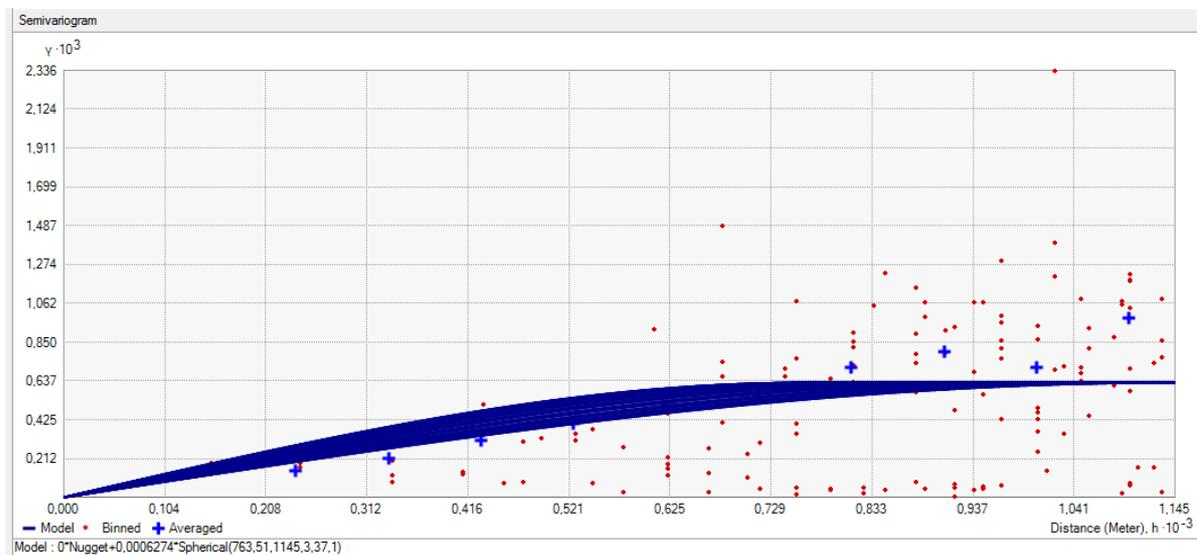


Figura 4.2.27. Semivariograma por kriging ordinario, función modelo esférico con anisotropía, para la variable Az.

En función de los estadísticos de comparación establecidos, se ha elegido el modelo de interpolación de Kriging Ordinario, función esférico con anisotropía.

El mapa de isovalores y de la predicción de errores estándar, para la variable Az, se reflejan en la Fig. 4.2.28, con sus correspondientes rangos.

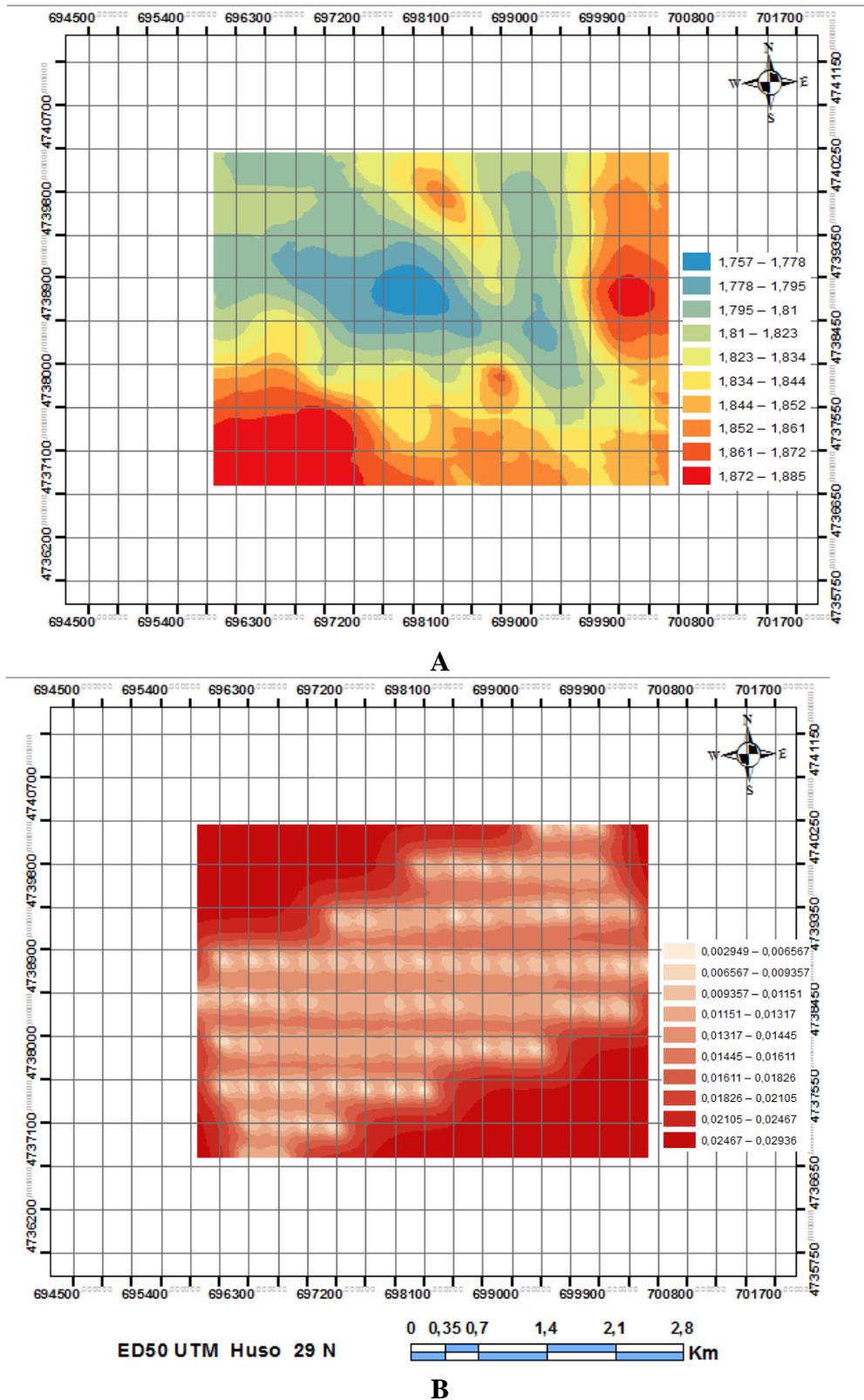


Figura 4.2.28. A: Mapa de isovalores, por kriging ordinario, función modelo Esférico con anisotropía. B: Mapa de predicción de errores estándar. Variable Az.

Del análisis para la variable Ce, obtenemos la tabla 4.2.10:

Tabla 4.2.10: Características de los valores, de la variable Ce, hipótesis 2.

Variable de estudio	Estimación Interpolación	Media. M	Media cuadrática. RMS	Promedio estandar	Media estandarizada MS	Raíz del error medio cuadrático estandarizado RMSS
Ce	Kriging Ordinario esférico anisotropía	0.018423	0.650233	0.693701	0.014125	0.941106
	Kriging Ord. exponencial anisotropía	0.014765	0.651948	0.692750	0.009333	0.939456
	Kriging Ord. Gaussiano anisotropía	0.017817	0.555688	0.561416	0.010888	1.025933

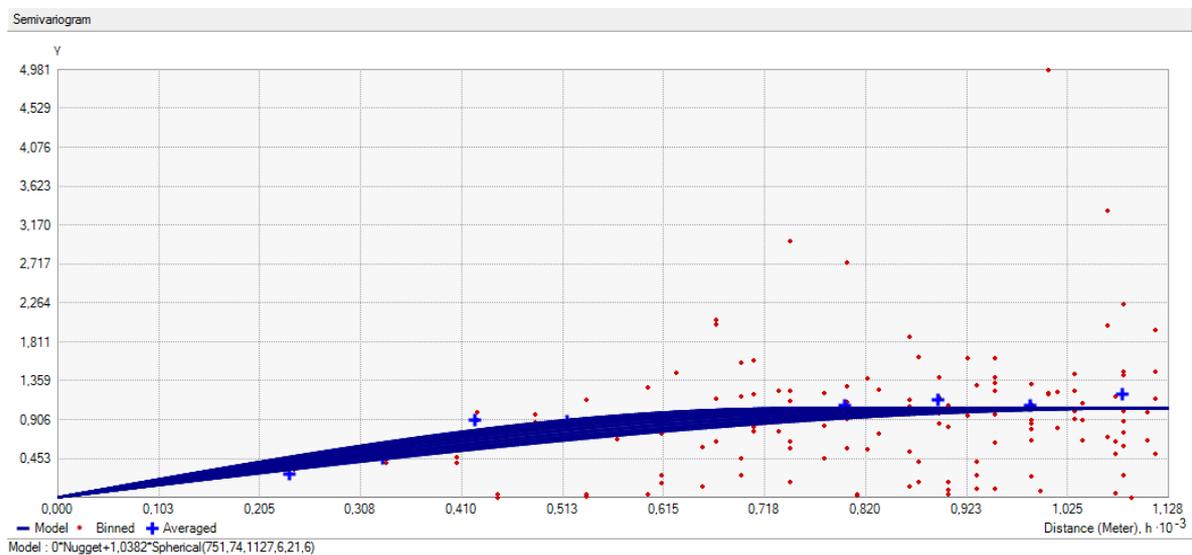


Figura 4.2.29. Semivariograma por kriging ordinario, función modelo Esférico con anisotropía. Variable Ce.

El mapa de isovalores y la predicción de errores estándar, para la variable Ce, se refleja en el mapa de la Fig. 4.2.30, con sus correspondientes rangos.

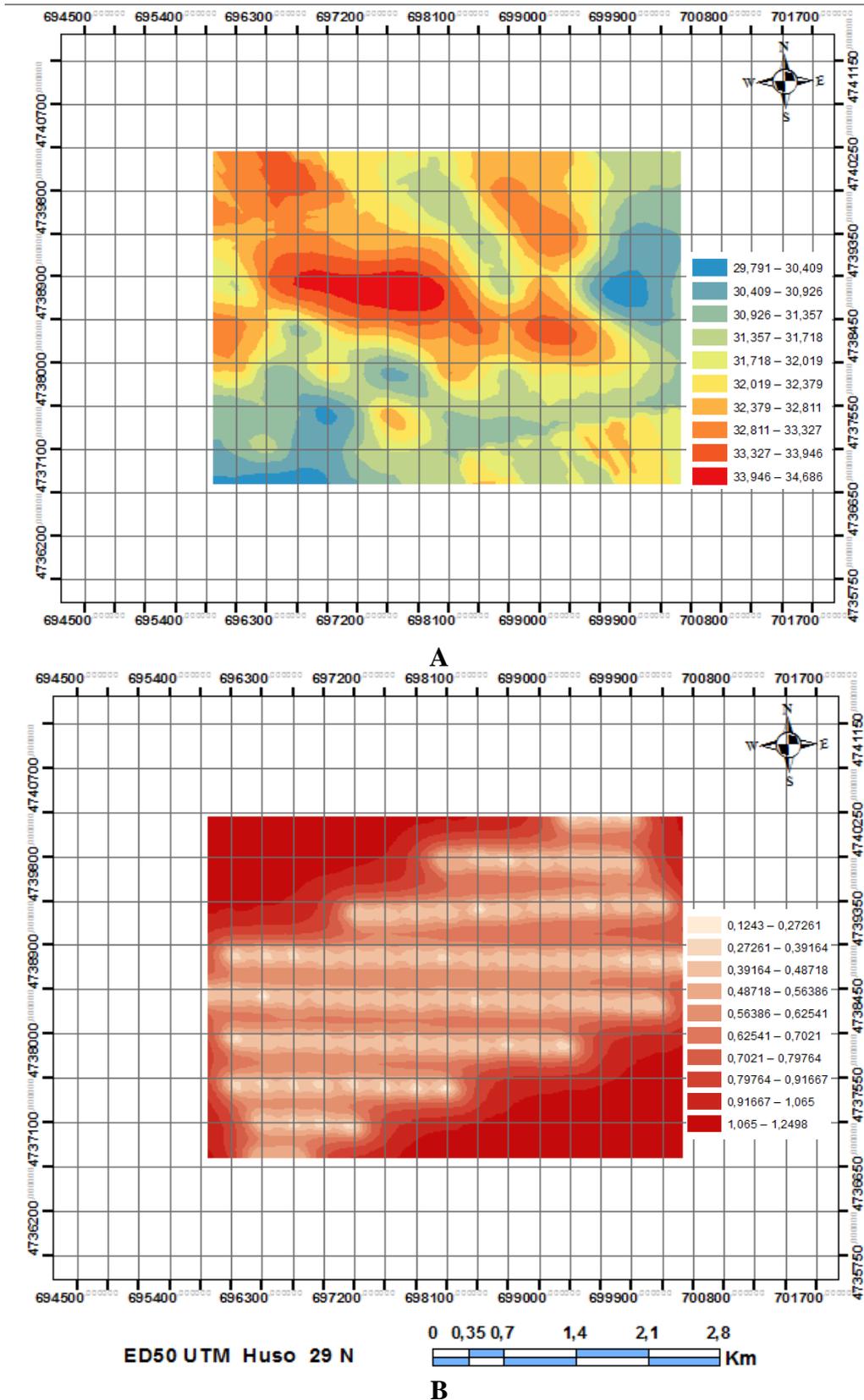


Figura 4.2.30. A: Mapa de isovalores por kriging ordinario, función esférico con anisotropía. B: Mapa de predicción de errores estándar. Variable Ce.

4.2.6 Análisis multivariante.

Un análisis de las Varianzas & Covarianzas y de las correlaciones de las variables de estudio, lleva a considerar la posibilidad de obtener información mediante funciones de regresión, allí donde exista correlación entre las citadas variables, y obtener datos de variables en función de las correlacionadas.

Del estudio de las variables, **X, Y, Zs, Zt, Zm, Pcapa, Mjul, Az, Ce**, se obtienen los siguientes resultados:

Tabla 4.2.11: Matriz de varianzas&covarianzas de las variables, hipótesis 2.

	X	Y	Zs	Pcapa	Mjul	Az	Ce	Zt	Zm	
S	X	1641216,40	647410,00	65473,02	-10,13	10,53	-0,47	-60,51	116346,63	116399,19
	Y	647410,00	1038420,00	379,47	-41,76	-30,26	-10,86	308,45	2296,06	2365,29
	Zs	65473,02	379,47	4808,66	2,30	2,79	0,84	-30,29	7747,85	7747,47
	Pcapa	-10,13	-41,76	2,30	0,01	0,01	0,00	-0,12	3,94	3,93
	Mjul	10,53	-30,26	2,79	0,01	0,01	0,00	-0,08	4,75	4,74
	Az	-0,47	-10,86	0,84	0,00	0,00	0,00	-0,03	1,41	1,41
	Ce	-60,51	308,45	-30,29	-0,12	-0,08	-0,03	1,28	-49,26	-49,21
	Zt	116346,63	2296,06	7747,85	3,94	4,75	1,41	-49,26	13806,03	13803,88
	Zm	116399,19	2365,29	7747,47	3,93	4,74	1,41	-49,21	13803,88	13801,93

Tabla 4.2.12: Matriz de Correlaciones entre las variables, hipótesis 2.

	X	Y	Zs	Pcapa	Mjul	Az	Ce	Zt	Zm	
R	X	1	0,49592	0,73700	-0,07222	0,09453	-0,01144	-0,04168	0,77292	0,77339
	Y	0,49592	1	0,00537	-0,37440	-0,34162	-0,32921	0,26712	0,01918	0,01976
	Zs	0,73700	0,00537	1	0,30317	0,46342	0,37478	-0,38553	0,95090	0,95099
	Pcapa	-0,07222	-0,37440	0,30317	1	0,78148	0,84355	-0,9272	0,30635	0,30579
	Mjul	0,09453	-0,34162	0,46342	0,78148	1	0,94218	-0,8385	0,46512	0,46451
	Az	-0,01144	-0,32921	0,37478	0,84355	0,94218	1	-0,8788	0,37168	0,37115
	Ce	-0,04168	0,26712	-0,38553	-0,9272	-0,8385	-0,8788	1	-0,36999	-0,36966
	Zt	0,77292	0,01918	0,95090	0,30635	0,46512	0,37168	-0,36999	1	0,99999
	Zm	0,77339	0,01976	0,95099	0,30579	0,46451	0,37115	-0,36966	0,99999	1

Se deduce de la matriz de correlaciones, en el conjunto de las variables, Pcapa, Mjul, Az y Ce, existe una gran correlación próximo a +1 (tendencia creciente) y -1 (tendencia decreciente). Las distintas correlaciones espaciales se detallan en Fig. 4.2.31 y Fig. 4.2.32.

Plano de Regresión lineal medio

$$Az = 0.25863466875 * x - 0.0084726037203 * y - 3.69173829$$

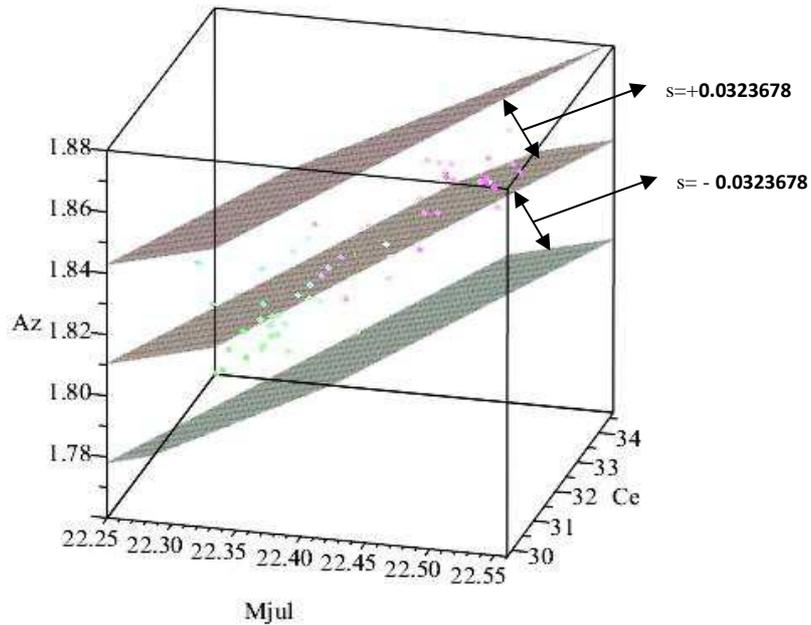


Figura 4.2.31. Representación de la correlación entre Az, y las variables relacionadas Mjul y Ce, y dos planos paralelos al plano medio de regresión, con una separación $s = \pm 0.0323678$

Plano de Regresión lineal medio

$$Mjul = - 0.420891e^{-1} * x + 2.65554 * y + 17.5744$$

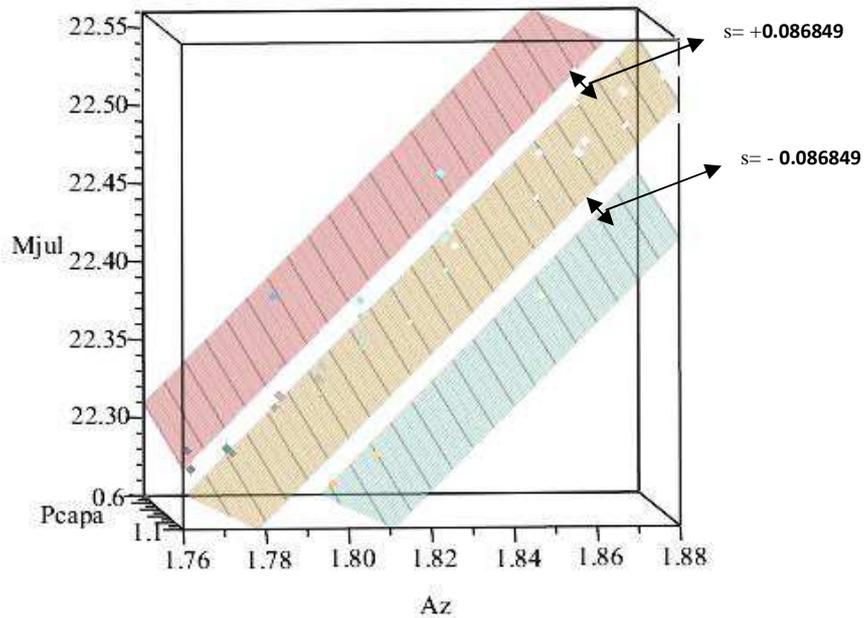


Figura 4.2.32. Representación de la correlación entre Mjul, y las variables relacionadas, Pcapa y Az, y dos planos paralelos al plano medio de regresión en una posición $s = \pm 0.086849$.

4.2.7 Cálculo de Reservas de la capa.

Realizada la validación cruzada, del modelo de interpolación de Kriging Ordinario modelo esférico con anisotropía, se han creado las superficies TIN, que permiten determinar el área o dominio de estudio, y cubicación de la variable, Pcapa.

Tanto si se realiza el cálculo del área y volumen, para el TIN correspondiente a la potencia de la capa, como si se realiza el mismo cálculo entre la capa de techo y capa de muro, el resultado para los 79 sondeos son los especificados en la tabla 4.2.13:

Tabla 4.2.13: Área y volumen para las reservas probadas, hipótesis 2.

Área m ²	Volumen m ³
9.468.722	7.776.104

Teniendo en cuenta que la densidad media para esta antracita es de 1,75 Tm/m³, resulta un tonelaje de 13,60 · 10⁶ Tm, un ratio [Tm/m² = 1,437] y un ratio de [Tm/m³ = 1,75]. La potencia media de la capa resultante es de 0.821 m; este cálculo corresponde a las **reservas probadas** de la hipótesis 2. Las Fig. 4.2.33 y Fig. 4.2.34, representan las superficies TIN de las variables, Pcapa, Zt y Zm.

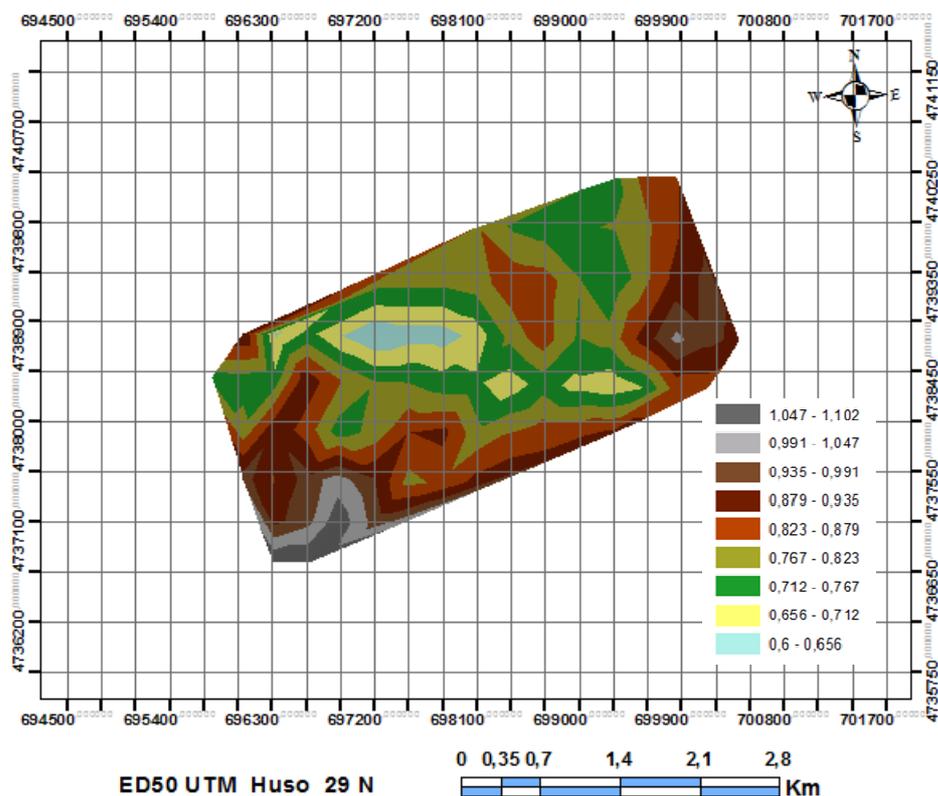
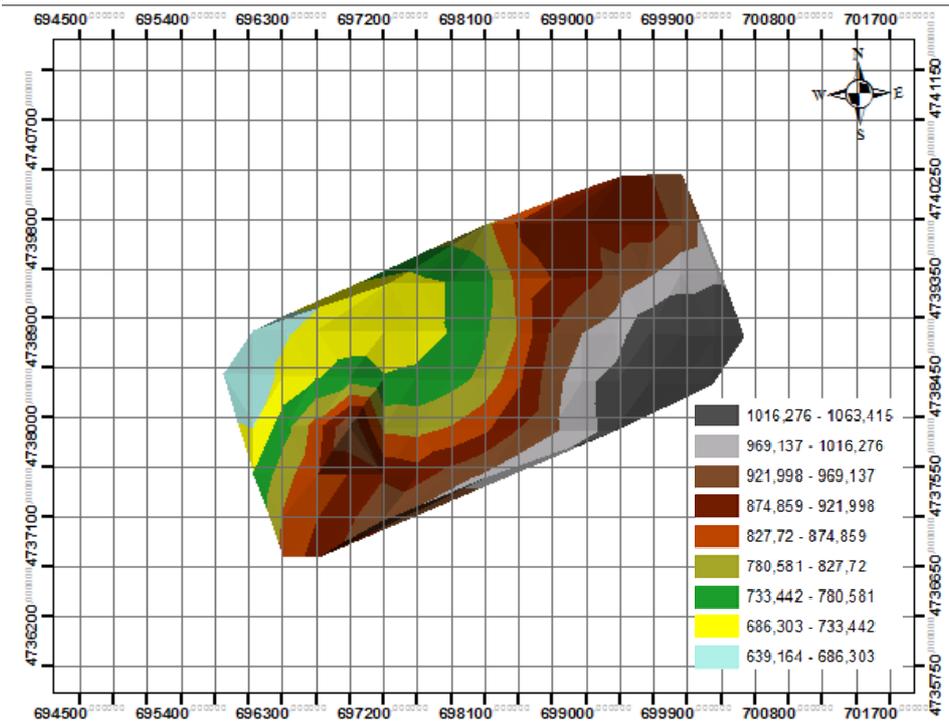
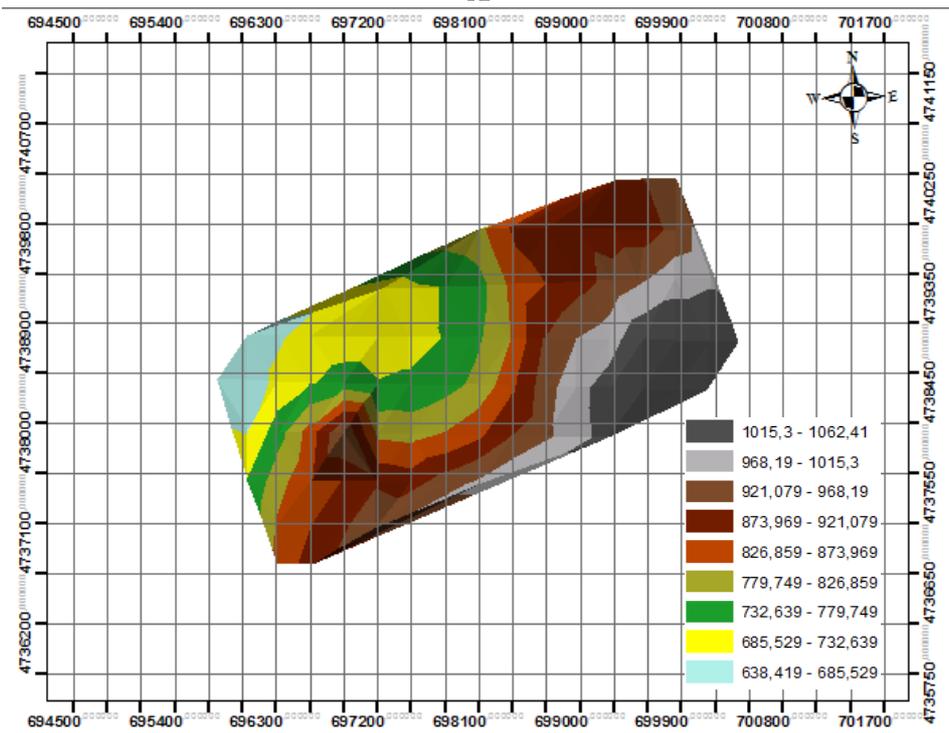


Figura 4.2.33. Superficie TIN, de la variable Pcapa.



A



B

ED50 UTM Huso 29 N

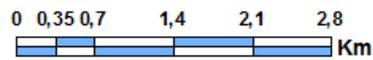


Figura 4.2.34. A:Superficie TIN, de la variable Z_t . B: Superficie TIN, de la variable Z_m .

Para el cálculo de las reservas **probables**, se ha realizado una ampliación del contorno externo en una anchura de banda de 200 m para calcular las reservas probables, tal como se refleja en la Fig. 4.2.35, con detalle de resultados, tabla 4.2.14.

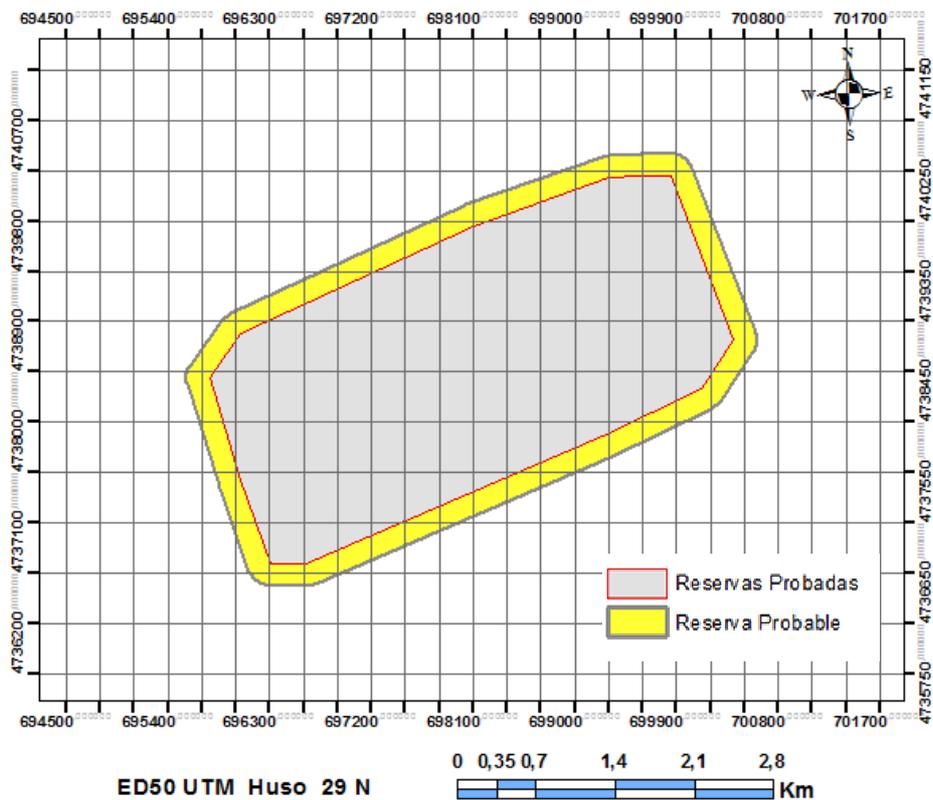


Figura 4.2.35. Ampliación del contorno externo en amarillo, para el cálculo de reservas probables.

Tabla 4.2.14: Área y volumen para las reservas probables, hipótesis 2.

Área m ²	Volumen m ³
12.166.712	10.063.990

Teniendo en cuenta que la densidad media para esta antracita es de 1,75 Tm/m³, resulta un tonelaje de 17,61 · 10⁶ Tm, un ratio [Tm/m² = 1,448] y un ratio de [Tm/m³ = 1,75]. La potencia media de la capa resultante es de 0.827 m; este cálculo corresponde a las **reservas probables**.

Para el cálculo de las **reservas posibles**, se ha realizado una ampliación del contorno, en dirección S, S-E, donde la prolongación de la geología del Carbonífero Estefaniense Fig. 4.2.36, se hace continua y mejor explotable, por su mayor potencia de capa, y se ha establecido una anchura de banda de 200 m, para calcular las reservas posibles tal como se refleja en la Fig. 4.2.37 y detalle de resultados, tabla 4.2.15.

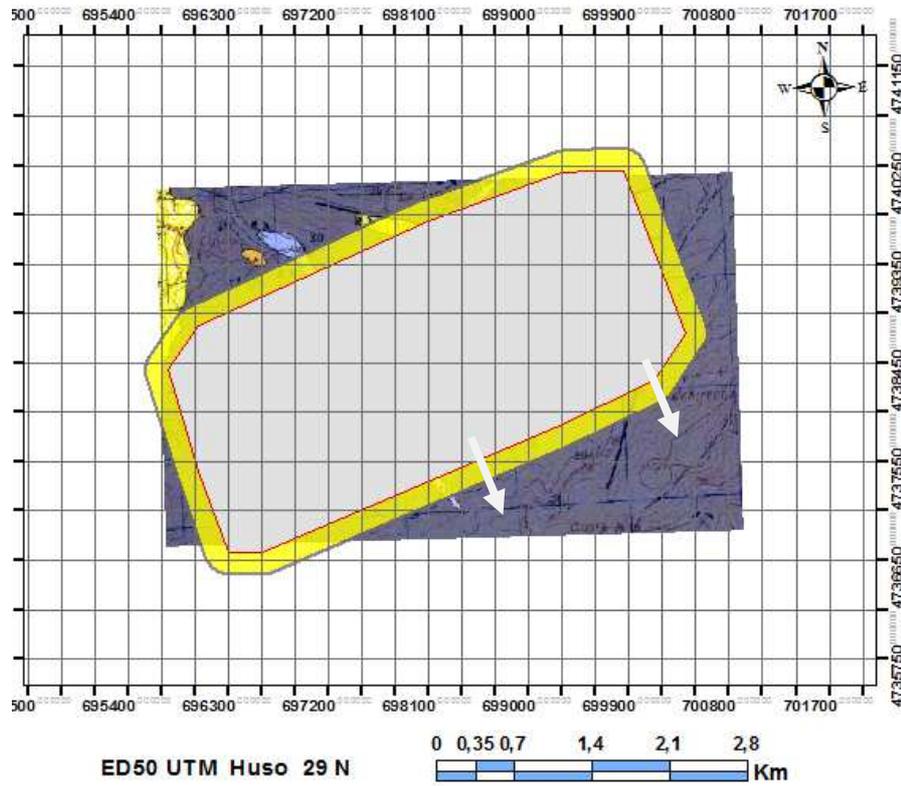


Figura 4.2.36. Zona de expansión dirección S, S-E, para el cálculo de reservas posibles. Leyenda mapa geológico de Figura 1.6.

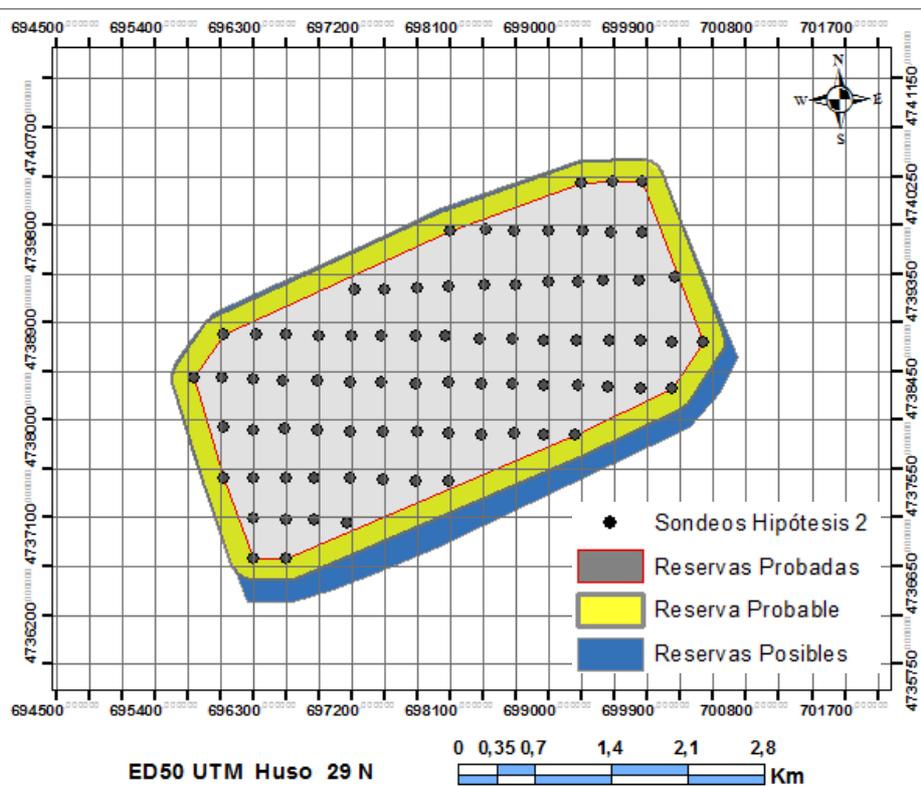


Figura 4.2.37. Ampliación del contorno externo en azul, para el cálculo de reservas posibles.

Tabla 4.2.15: Área y volumen para las reservas posibles, hipótesis 2.

Área m ²	Volumen m ³
13.312.232	11.126.816

Teniendo en cuenta que la densidad media para esta antracita es de 1,75 Tm/m³, resulta un tonelaje de $19,47 \cdot 10^6$ Tm de antracita, un ratio $[Tm/m^2 = 1,463]$ y un ratio de $[Tm/m^3 = 1,75]$. La potencia media de la capa resultante es de 0.836 m; este cálculo corresponde a las **reservas posibles**.

Se resume los cálculos anteriores, en la tabla 4.2.16:

Tabla 4.2.16: Resumen del cálculo de reserva, para la hipótesis 2.

RESERVAS	Superficie m ²	Volumen m ³	Tm	Tm/m ²	Tm/m ³	Media Pcapa m
Probadas	9.468.722	7.776.104	13.608.182	1.437	1,75	0.821
Probables	12.166.712	10.063.990	17.611.983	1.448	1,75	0.827
Posibles	13.312.232	11.126.816	19.471.928	1.463	1,75	0.836

4.3 Hipótesis 3, evaluación geostatística del cálculo de reservas, con mallado de 450x500 m

4.3.1 Base de datos hipótesis 3.

La base de datos de los sondeos para esta hipótesis, figura en el Anexo I como BD431. Las variables, tienen las mismas definiciones que las dadas, para la base de datos BD411.

4.3.2 Representación espacial georeferenciada de los sondeos.

Una vez georeferenciados los sondeos de la hipótesis 3, obtenemos en ArcMap la Fig. 4.3.1.

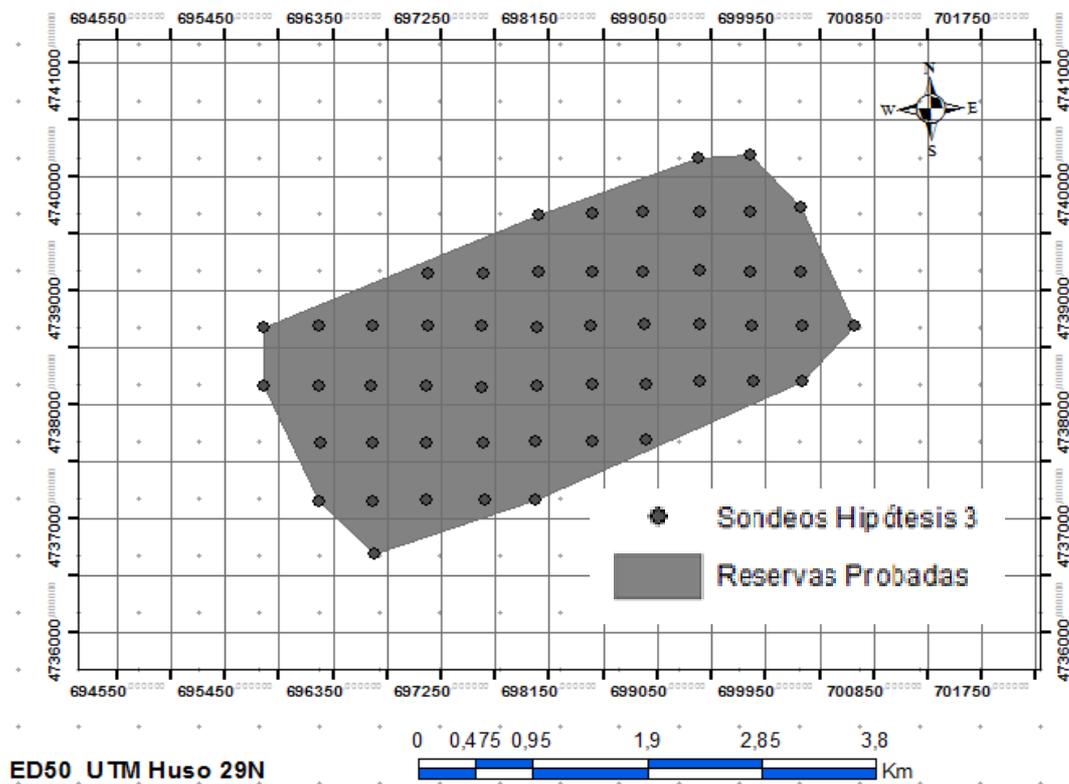


Figura 4.3.1. Coordenadas X,Y de los sondeos, mallado 450x500 m, a escala 1:50.000.

4.3.3 Histogramas.

Para la variable Pcpa, obtenemos:

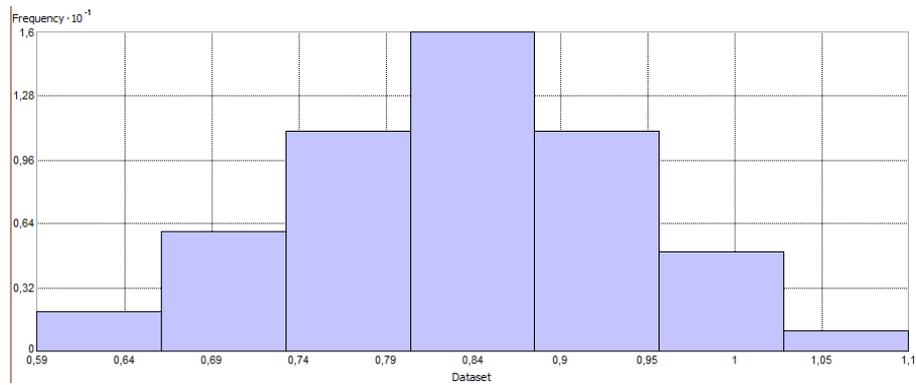


Figura 4.3.2. Histograma de la variable Pcpa.

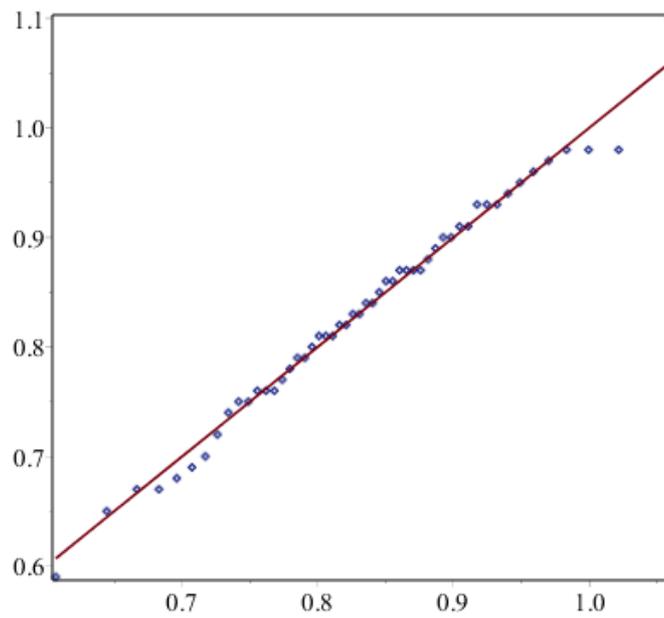


Figura 4.3.3. Relación de la variable Pcpa, respecto de la distribución Normal.

Tabla 4.3.1: Estadísticos de la variable Pcapa, hipótesis 3.

Valor central	Medidas de dispersión	Medidas de forma
Nº. de datos : 52		
Máx. valor : 1.100		
mín. valor : 0.5900		
Medidas de localización :		
Centrales :		
Media (mean) $\mu = 0.83308$	Varianza : 0.01039	
mediana : 0.83500	Desviac.St. $s = 0.10193$	
moda : 0.87000	Rango : 0.51000	
	IRQ : 0.14583	
Medidas de localización :		
No centrales :		Sesgo : 0.04652
Cuartil 25 : 0.76000		Curtosis : 2.82688
Cuartil 50 : 0.83500		Coef.Var. CV : 0.12236
Cuartil 75 : 0.90583		

Variable Mjul:

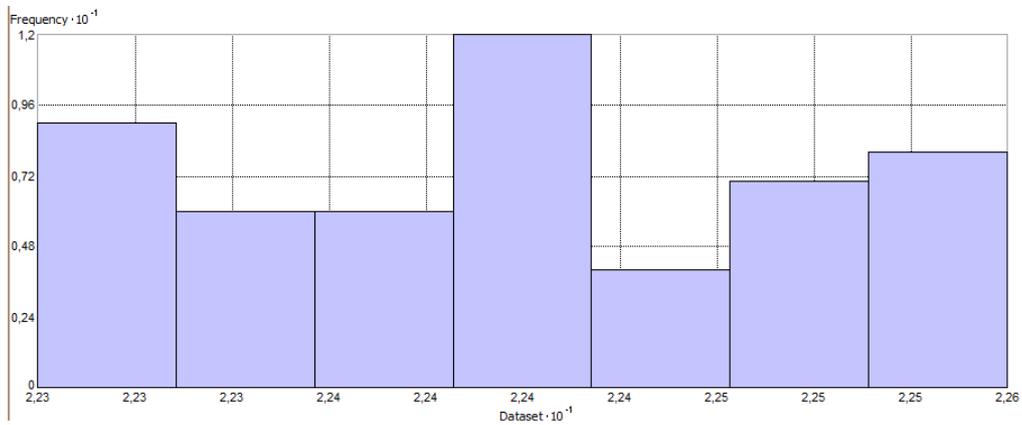


Figura 4.3.4. Histograma de la variable, Mjul.

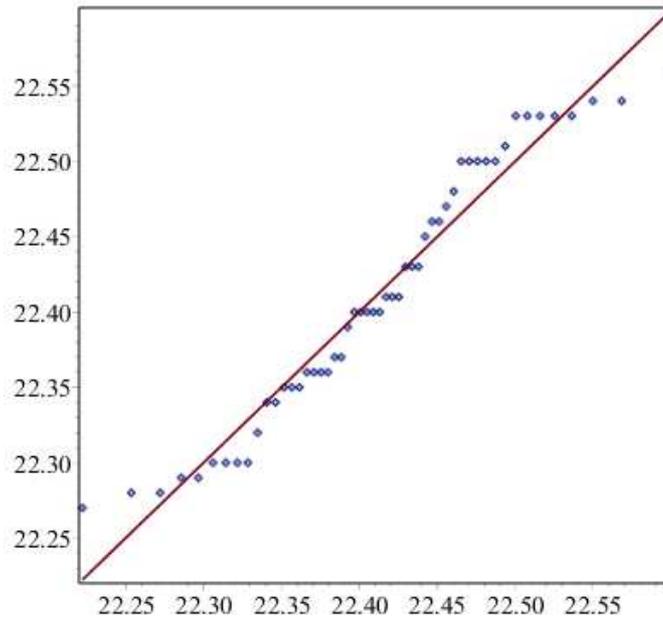


Figura 4.3.5. Relación de la variable Mjul, respecto de la distribución Normal.

Tabla 4.3.2: Estadísticos de la variable Mjul, hipótesis 3.

Valor central	Medidas de dispersión	Medidas de forma
Nº. de datos : 52		
Máx. valor : 22.560		
mín. valor : 22.270		
Medidas de localización :		
Centrales :		
Media (mean) $\mu = 22.4109$		
mediana : 22.4000		
moda : 22.5300		
	Varianza : 0.00722	
	Desviac.St. $s = 0.08500$	
	Rango : 0.29000	
	IRQ : 0.15000	
Medidas de localización :		
No centrales :		Sesgo : 0.07236
Cuartil 25 : 22.35		Curtosis : 1.77417
Cuartil 50 : 22.40		Coef.Var. CV : 0.00379
Cuartil 75 : 22.50		

Variable Az :

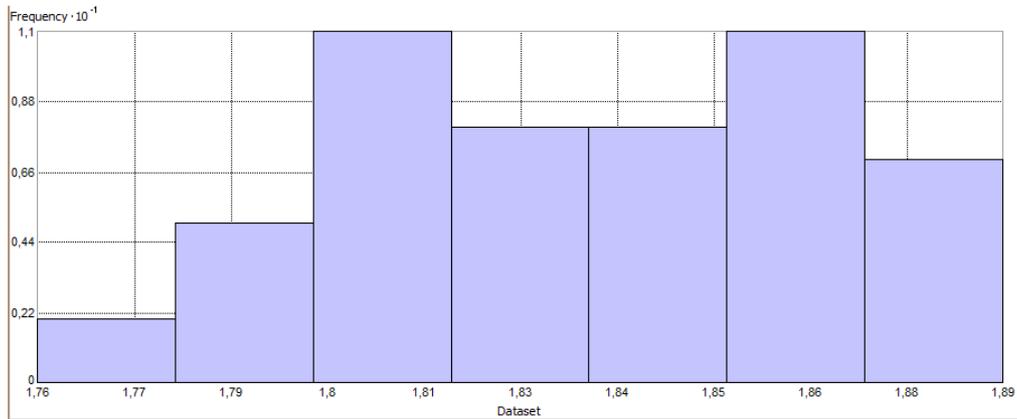


Figura 4.3.6. Histograma de la variable, Az.

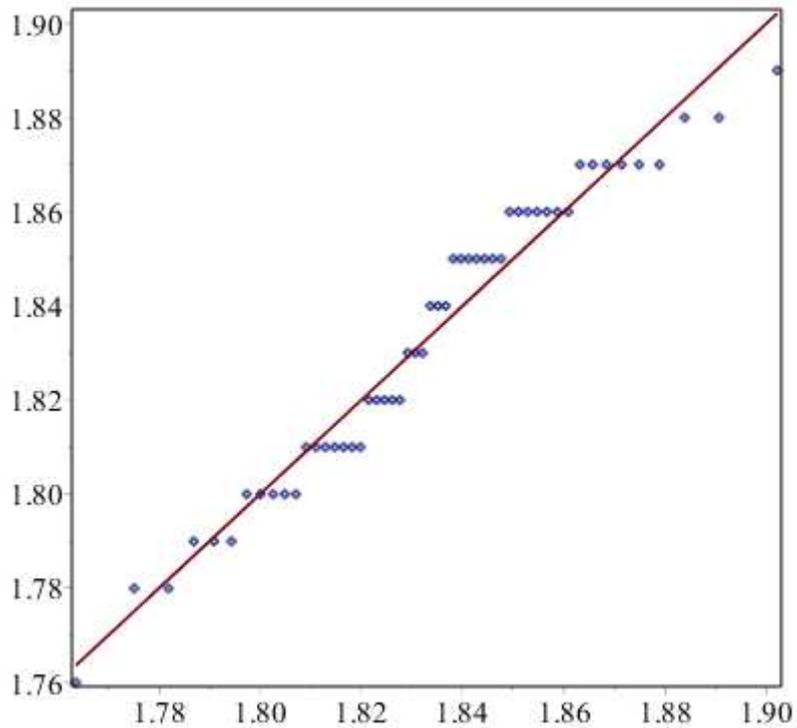


Figura 4.3.7. Relación de la variable Az, respecto de la distribución Normal.

Tabla 4.3.3: Estadísticos de la variable Az, hipótesis 3.

Valor central	Medidas de dispersión	Medidas de forma
Nº. de datos : 52		
Máx. valor : 1.890		
mín. valor : 1.760		
Medidas de localización :		
Centrales :		
Media (mean) $\mu = 1.832$	Varianza : 0.00097	
mediana : 1.835	Desviac.St. $s = 0.03121$	
moda : 1.860	Rango : 0.13000	
	IRQ : 0.05000	
Medidas de localización :		
No centrales :		
Cuartil 25 : 1.810	Sesgo : 0.20263	
Cuartil 50 : 1.835	Curtosis : 2.03001	
Cuartil 75 : 1.860	Coef.Var. CV : 0.01703	

Variable Ce :

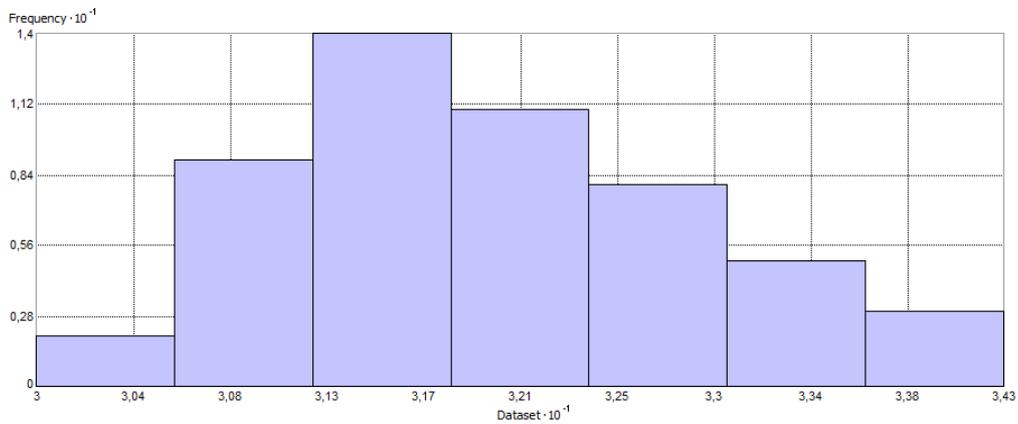


Figura 4.3.8. Histograma de la variable Ce.

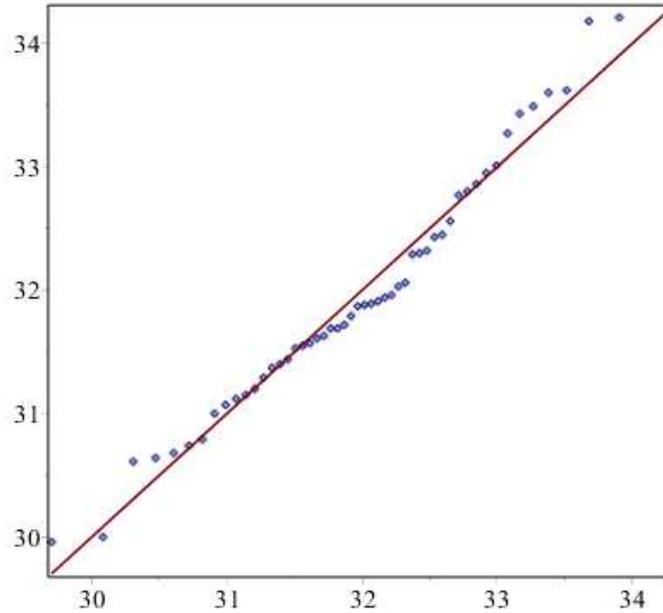


Figura 4.3.9. Relación de la variable Ce, respecto de la distribución Normal.

Tabla 4.3.4: Estadísticos de la variable Ce, hipótesis 3.

Valor central	Medidas de dispersión	Medidas de forma
Nº. de datos : 52		
Máx. valor : 34.27		
mín. valor : 29.96		
Medidas de localización :		
Centrales :		
Media (mean) $\mu = 31.992$		
mediana : 31.875		
moda : 31.690		
	Varianza : 1.064	
	Desviac.St. $s = 1.031$	
	Rango : 4.310	
	IRQ : 1.359	
Medidas de localización :		
No centrales :		Sesgo : 0.3895
Cuartil 25 : 31.323		Curtosis : 2.6709
Cuartil 50 : 31.875		Coef.Var. CV : 0.0322
Cuartil 75 : 32.682		

Variable Zt:

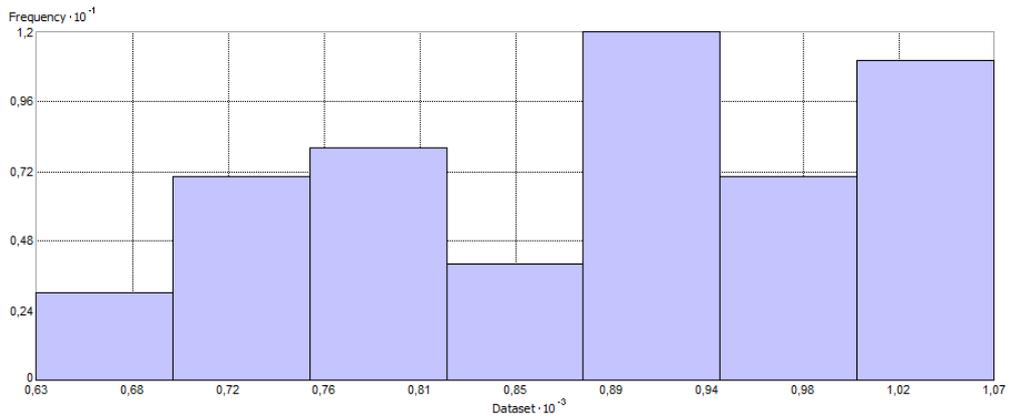


Figura 4.3.10. Histograma de la variable Zt.

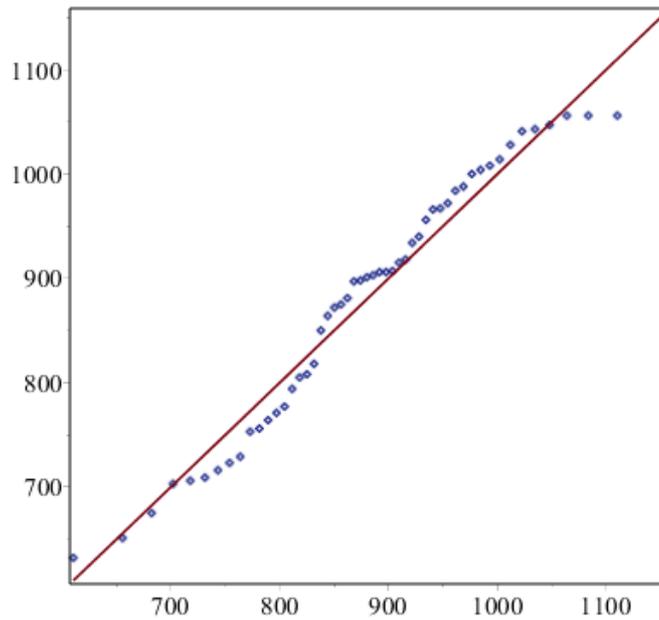


Figura 4.3.11. Relación de la variable Zt, respecto de la distribución Normal.

Tabla 4.3.5: Estadísticos de la variable Zt, hipótesis 3.

Valor central	Medidas de dispersión	Medidas de forma
Nº. de datos : 52		
Máx. valor : 1065.00		
mín. valor : 632.00		
Medidas de localización :		
Centrales :		
Media (mean) $\mu = 882.846$	Varianza : 15089.66	
mediana : 902.000	Desviac.St. s= 122.839	
moda : 1056.000	Rango : 433.000	
	IRQ : 212.833	
Medidas de localización :		
No centrales :		
Cuartil 25 : 773.50	Sesgo : 0.2846	
Cuartil 50 : 902.00	Curtosis : 1.9331	
Cuartil 75 : 986.33	Coef.Var. CV : 0.1391	

Variable Zm:

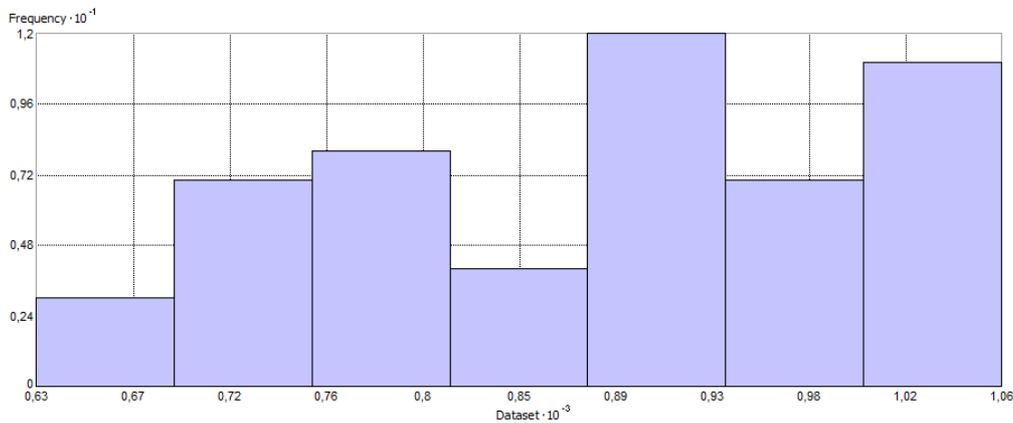


Figura 4.3.12. Histograma para la variable Zm.

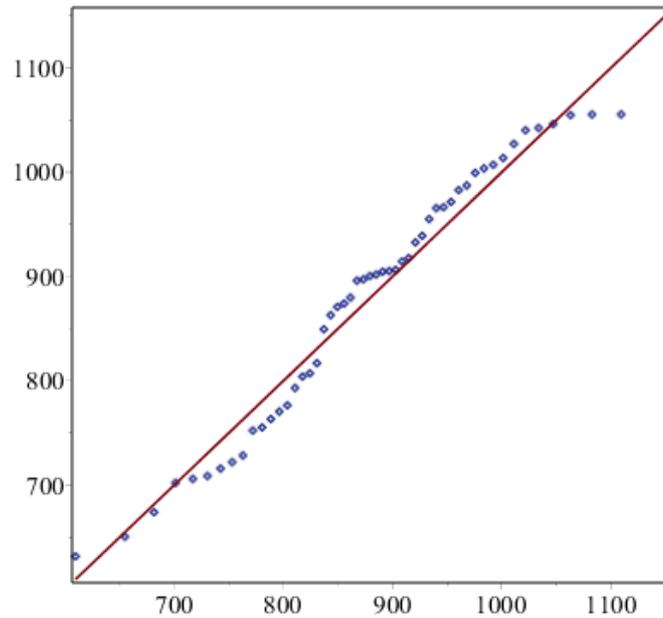


Figura 4.3.13. Relación de la variable Zm, respecto de la distribución Normal.

Tabla 4.3.6: Estadísticos de la variable Zm, hipótesis 3.

Valor central	Medidas de dispersión	Medidas de forma
Nº. de datos : 52		
Máx. valor : 1064.09		
mín. valor : 631.55		
Medidas de localización :		
Centrales :		
Media (mean) $\mu = 882.020$		
mediana : 901.145		
moda : 1064.090		
	Varianza : 15080.738	
	Desviac.St. $s = 122.803$	
	Rango : 432.540	
	IRQ : 212.446	
Medidas de localización :		
No centrales :		
Cuartil 25 : 772.889	Sesgo : 0.2828	
Cuartil 50 : 901.145	Curtosis : 1.9313	
Cuartil 75 : 985.335	Coef.Var. CV : 0.1392	

4.3.4 Análisis espacial.

Del análisis en los estadísticos anteriores nos lleva a las siguientes consideraciones:

Respecto de la variable Pcapa, de rango = 0.5100, es respecto de s , $(0.5100/0.10193) = 5.003$ veces, es decir respecto de la posición central de μ sería, $5.003/2 = 2.501$, lo que representa en expresión matemática, $\mu \pm 2.501 \cdot s$. Según la tabla de distribución Normal para $x = 2.501$ le corresponde para la función de distribución Normal $\Phi(x) = 0,9938 = 99,38 \%$, lo que conlleva a considerar que $(1 - 0,9938) = 0,0062$, es decir un 0,62 % de los valores de la variable, se encuentran esparcidos, por encima de $(\mu + 2.501 \cdot s)$ y por debajo de $(\mu - 2.501 \cdot s)$, lo que implica que, entre ambos extremos, haya un 99,38 % en la distribución Normal es decir entre $(\mu \pm 2.501 \cdot s)$.

En cuanto a la curtosis al ser menor que 3, tiende a una distribución platicúrtica o menos apuntada que la normal.

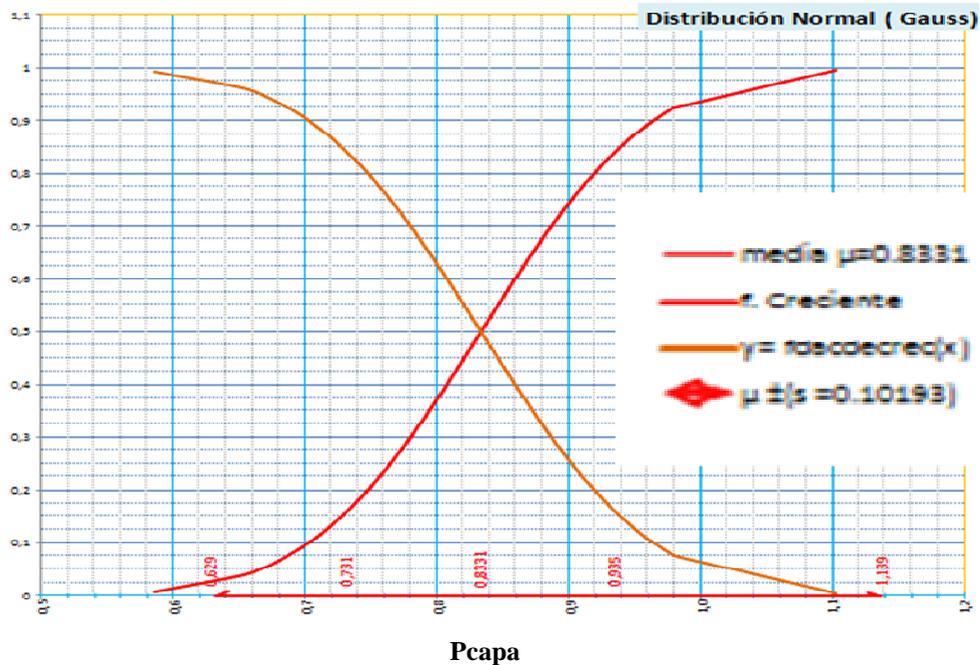


Figura 4.3.14. Función densidad acumulativa y función de acumulación decreciente de la variable Pcapa.

Para el análisis de la bondad del ajuste de la distribución teórica, respecto del test de normalidad, establecemos un nivel crítico o de rechazo, de 0,025, y aplicamos Chi cuadrado para s y tStudent para la media μ , con un 95% de probabilidad, que estos estadísticos estén dentro del intervalo de confianza o de aceptación.

Estimación de la desviación standard del ajuste para la ley normal:

Chi-Square, Test.

Hipótesis H_0 => Muestra de población con **s = 0.101933**

Hipótesis H_1 : Muestra de población con **s no igual a 0.101933**

Nº de muestras: 52
 s: **0.101933**
 Distribución: ChiSquare(51)
 Valores calculados: 51
 Probabilidad calculada: 0.947321 = 94.732 %
 Intervalo de confianza: [0.08542480166... 0.1264099006]
 Resultado: [Aceptado]

Esta prueba estadística no proporciona pruebas suficientes para concluir que la hipótesis H_0 es falsa, luego la **Hipótesis H_0 es verdadera**, intervalo de confianza o de aceptación: [0.08542480166 .. 0.1264099006], distribución ChiSquare(51).

Es decir para un coeficiente del 95%, la s obtenida de **0.101933**, está comprendida, en el intervalo de confianza [0.08542480166..0.1264099006].

tStudent, Test

Hipótesis H_0 => Muestra de población con [$\mu=0.833077$ y con **s = 0.101933**].

Hipótesis H_1 : Muestra de población con **μ no igual a [0.83307** y con **s= 0.101933**].

Nº de muestras: 52
 Media de la muestra: 0.83307
 Distribución: Normal(0,1)
 Probabilidad calculada: 1 (100%)
 Intervalo de confianza: [0.8053717132 .. 0.8607821328]
 Resultado: [Aceptado]

Esta prueba estadística no proporciona pruebas suficientes para concluir que la hipótesis H_0 es falsa, luego la **Hipótesis H_0 es verdadera**. Intervalo de confianza: [0.8053717132..0.8607821328]. Distribución: Normal(**0,1**).

Esto implica que para un coeficiente del 95%, la media obtenida de 0.83307, está comprendida, en el intervalo de confianza [0.8053717132..0.8607821328].

En la Fig. 4.3.15 se representa la potencia media de la capa de la hipótesis 3 y en la Fig. 4.3.16 el plano de regresión lineal de la variable Pcapa, respecto de las coordenadas X,Y.

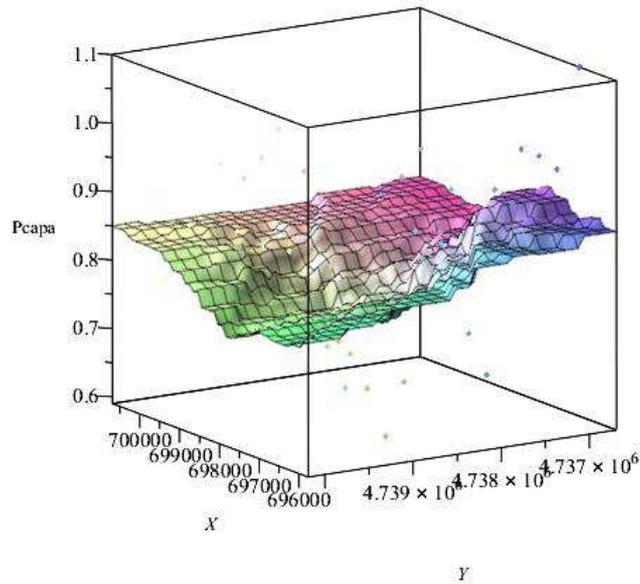


Figura 4.3.15. Representación de la superficie media, de la variable Pcapa, con sus coordenadas ED50 UTM, huso29N, X, Y.

$$Pcapa = 0.21346727591e^{-4} * x - 0.65438331124e^{-4} * y + 296.00841$$

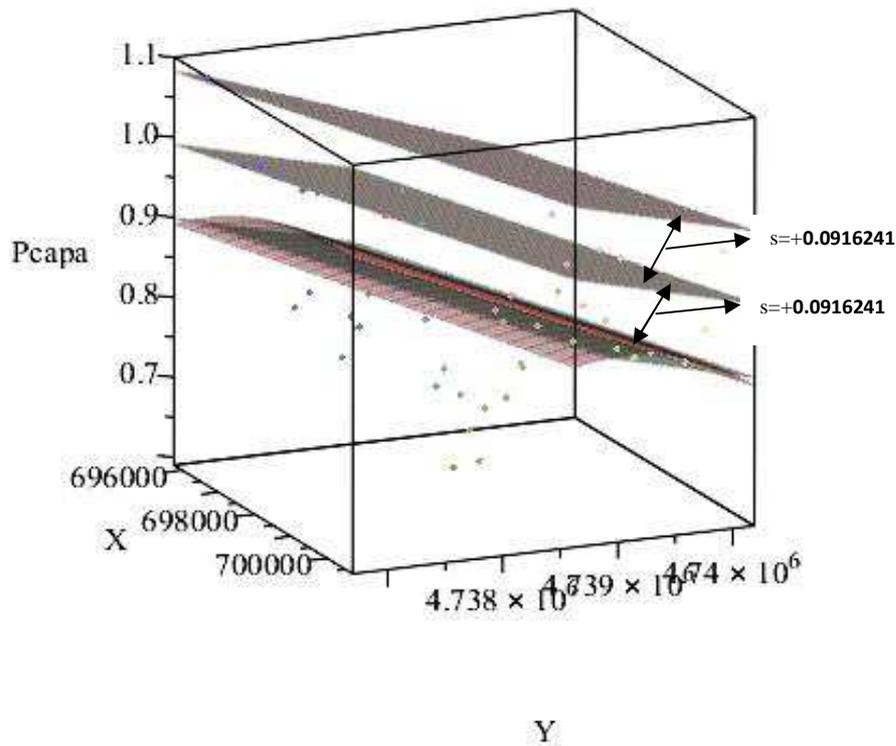


Figura 4.3.16. Representación del plano medio de regresión lineal y regresión cúbica, y planos de regresión lineal con una desviación estándar $s = +0.0916241$ y $2*s$ de la variable Pcapa, con sus coordenadas ED50 UTM, huso29N, X, Y.

4.3.5 Semivariogramas:

Tanto por su variabilidad en la potencia de la capa como por su distribución espacial, presenta una anisotropía geométrica, donde su meseta se mantiene constante, no así los alcances.

En función de los datos muestrales, se ha estimado el semivariograma teórico, ajustado con el menor error posible, procediéndose a efectuar distintos métodos de interpolación, tomando como estadístico de comparación tanto la media estandarizada con valor óptimo =0, como la desviación típica de la media (RMS), y la raíz del error medio cuadrático estandarizado (RMSS) cuyo valor óptimo =1, se ha obtenido del análisis para la variable Pcapa, la siguiente tabla 4.3.7.

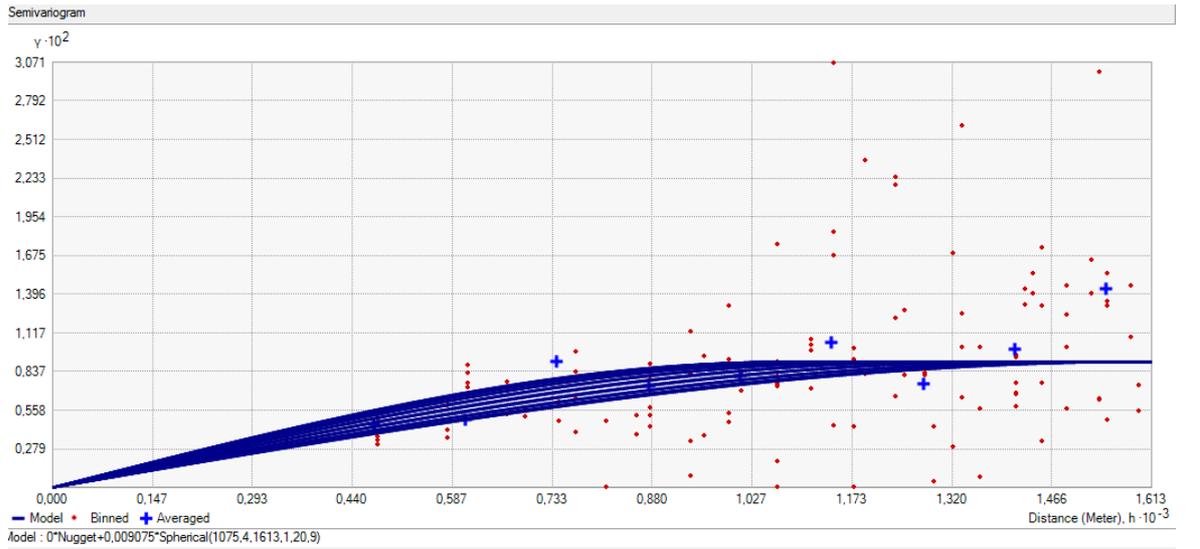
Tabla 4.3.7: Características de los valores, de la variable Pcapa, hipótesis 3.

Variables de estudio	Estimación Interpolación	Media. μ	Media cuadrática. RMS	Promedio estandar	Media estandarizada MS	Raíz del error medio cuadrático estandarizado RMSS
Pcapa	Kriging Ordinario esférico anisotropía	-0.0019634	0.06860089	0.0659413	-0.0146071	1.023188
	Kriging Ord. exponencial anisotropía	-0.0024772	0.06824643	0.0687708	-0.0223588	0.9759216
	Kriging Ord. Gaussiano anisotropía	-0.0025159	0.0682886	0.0541600	-0.0231621	1.257042

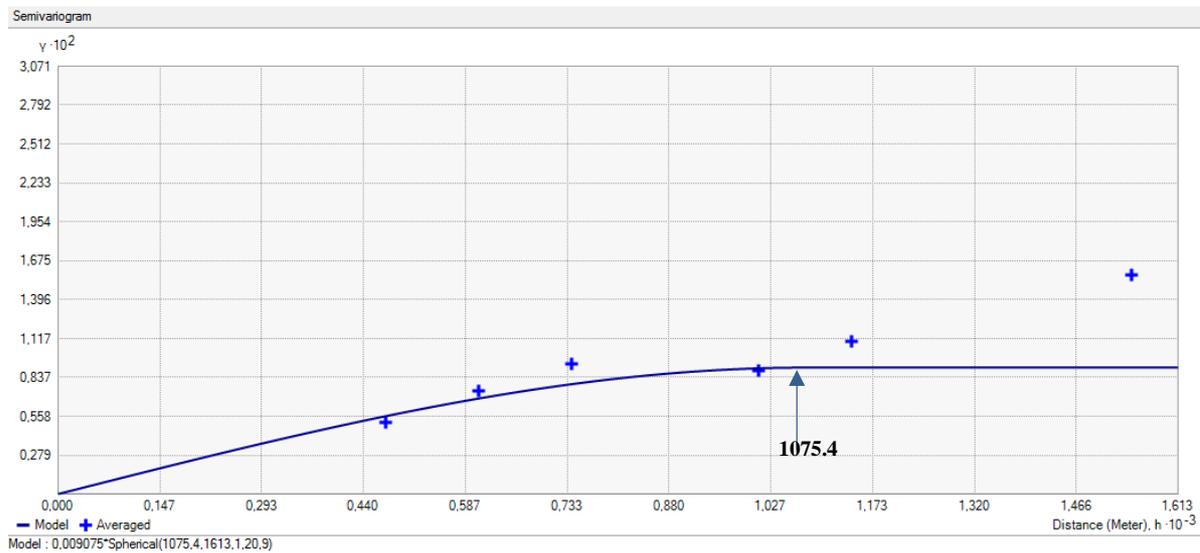
Los distintos semivariogramas que se han obtenido, se representan en las siguientes figuras.

En la Fig. 4.3.17, se representa el semivariograma por kriging ordinario, función modelo esférico con anisotropía, para la variable Pcapa, con un $C_0 = 0$ una meseta de 0,009075 y un alcance mínimo y máximo de 1075.4 m y 1613.1 m por efecto de la anisotropía.

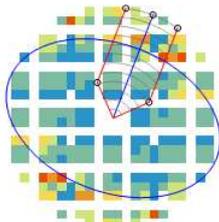
Asimismo en la Fig. 4.3.18 se representa el semivariograma por kriging ordinario, función exponencial con anisotropía, para la variable Pcapa, con un $C_0 = 0$ una meseta de 0,012306 , un valor de $h = 2339$ m y 3508 m de alcance.



A

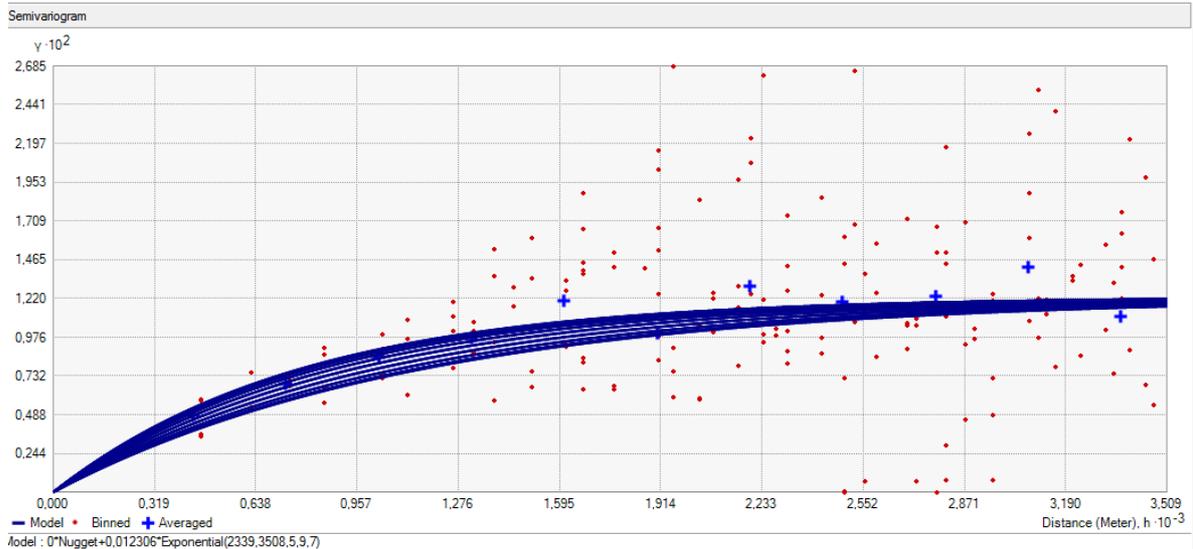


B

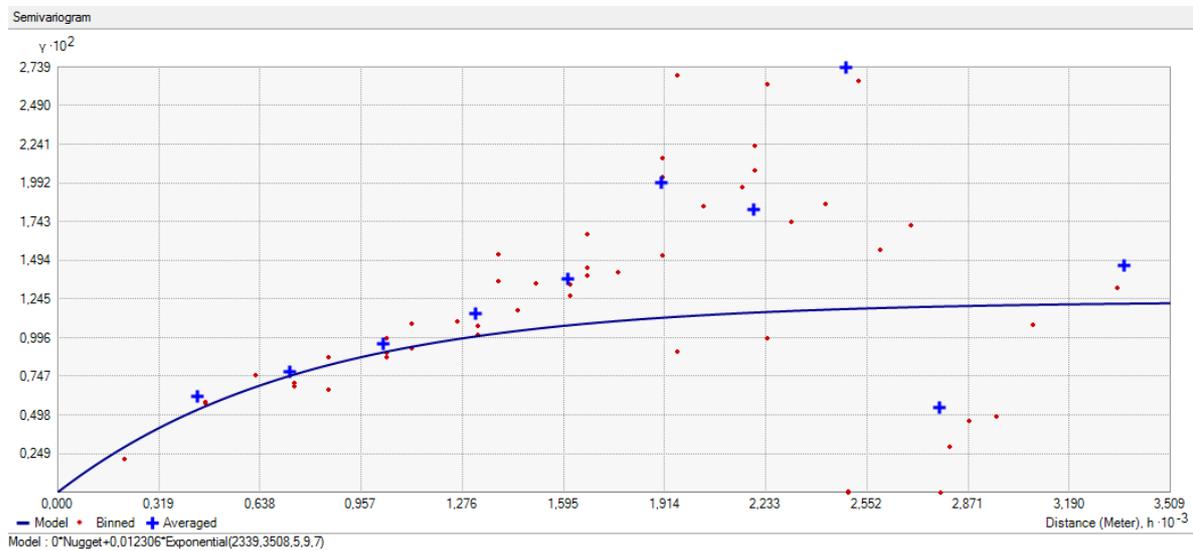


C

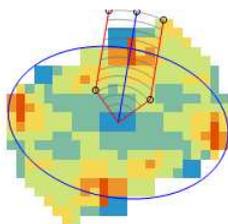
Figura 4.3.17. Semivariograma por kriging ordinario, función modelo esférico con anisotropía, para la variable Pcapa. A: considerando la anisotropía en todas las direcciones. B: en la dirección de 9.7°. C: elipse de anisotropía y ángulo de 9.7°, respecto del N.



A



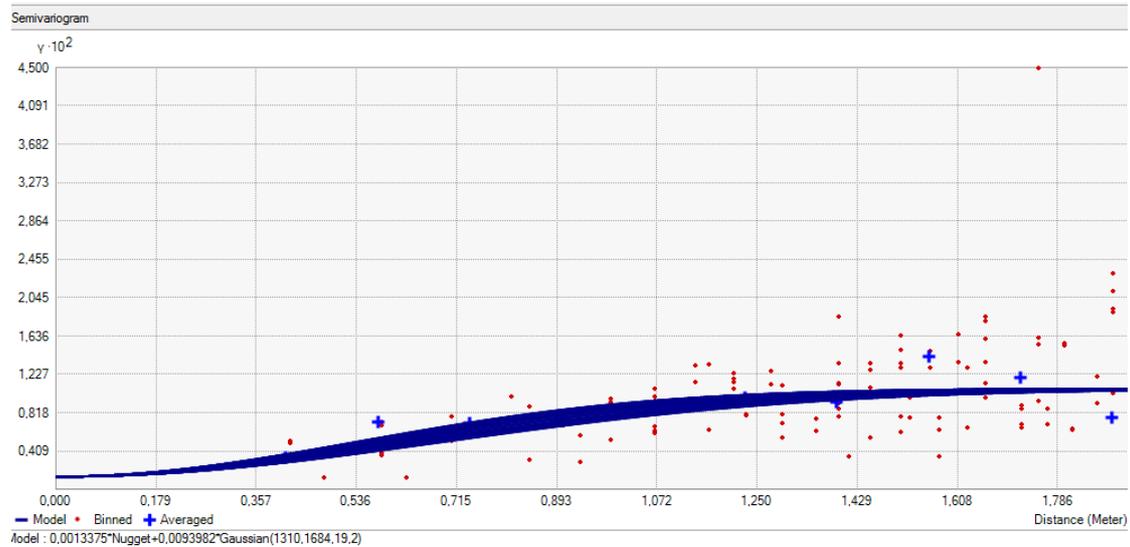
B



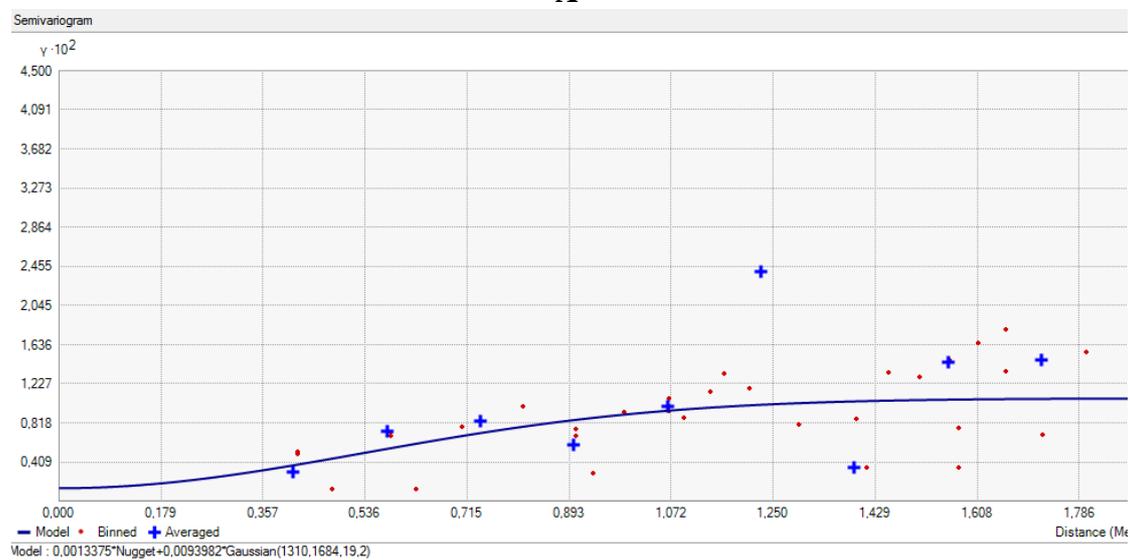
C

Figura 4.3.18. Semivariograma por kriging ordinario, función exponencial con anisotropía, para la variable Pcapa, A: considerando la anisotropía en todas las direcciones. B: en la dirección de 9.7°. C: elipse de anisotropía y ángulo de 9.7°, respecto del N.

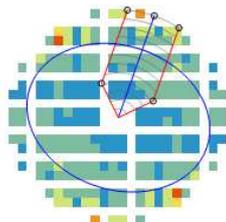
La Fig. 4.3.19 representa el semivariograma por kriging ordinario, función Gauss con anisotropía, para la variable Pcapa, con un $C_0 = 0,0013375$, una meseta de $0,0093982$ y un valor de $h = 1310$ m y 1684 m de alcance.



A



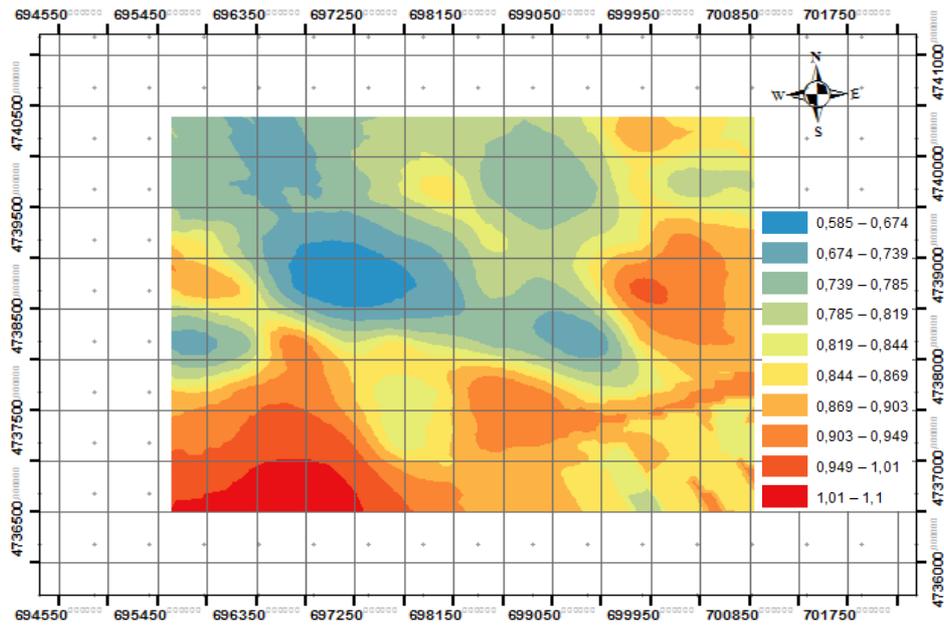
B



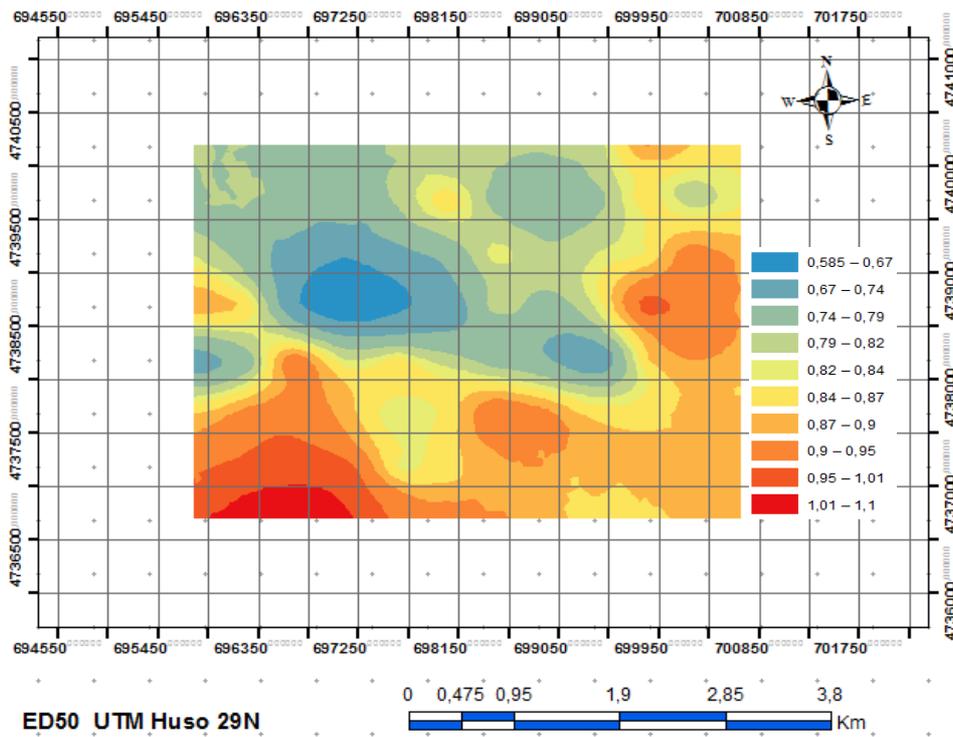
C

Figura 4.3.19. Semivariograma por kriging ordinario, función Gauss con anisotropía, para la variable Pcapa. A: considerando la anisotropía en todas las direcciones. B: en la dirección de 19.2°. C: elipse de anisotropía y ángulo de 19.2°, respecto del N.

En cuanto a la representación de los mapas de isovalores por los distintos métodos de interpolación, se reflejan en las Fig. 4.3.20 y Fig. 4.3.21, con sus correspondientes rangos.



A



B

Figura 4.3.20. Mapa de isovalores. A: kriging ordinario, función modelo Esférico con anisotropía. B: kriging ordinario, función exponencial con anisotropía. Variable Pcpa.

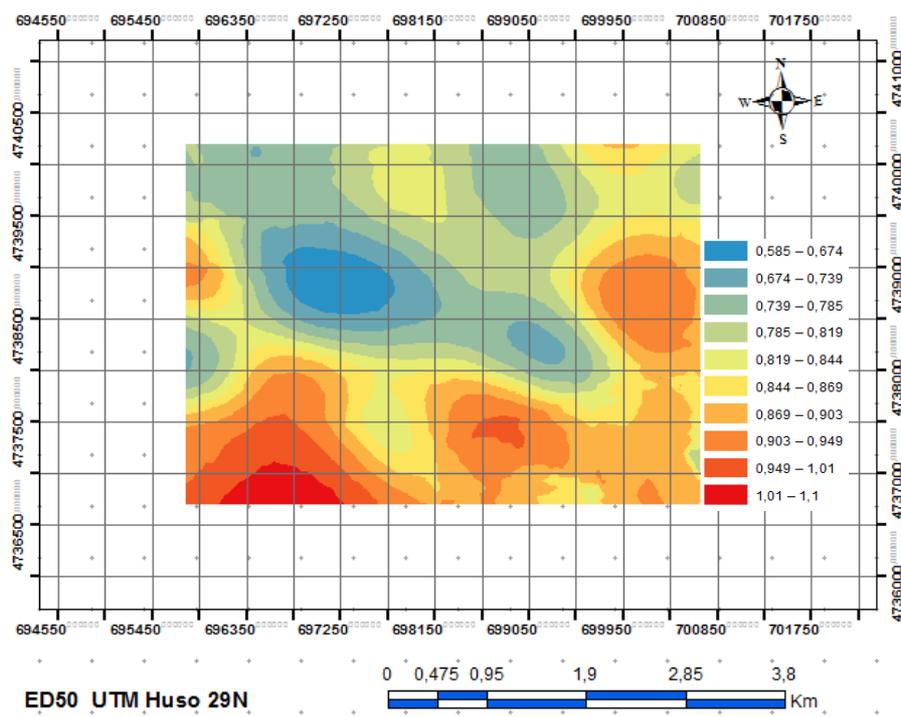


Figura 4.3.21. Mapa de isovalores, por kriging ordinario, función Gauss con anisotropía. Variable Pcpa.

Los mapas de isovalores de la predicción de errores estándar, en los distintos supuestos de kriging anteriormente estudiados, se reflejan en las Fig. 4.3.22 y Fig. 4.3.23, con sus correspondientes rangos.

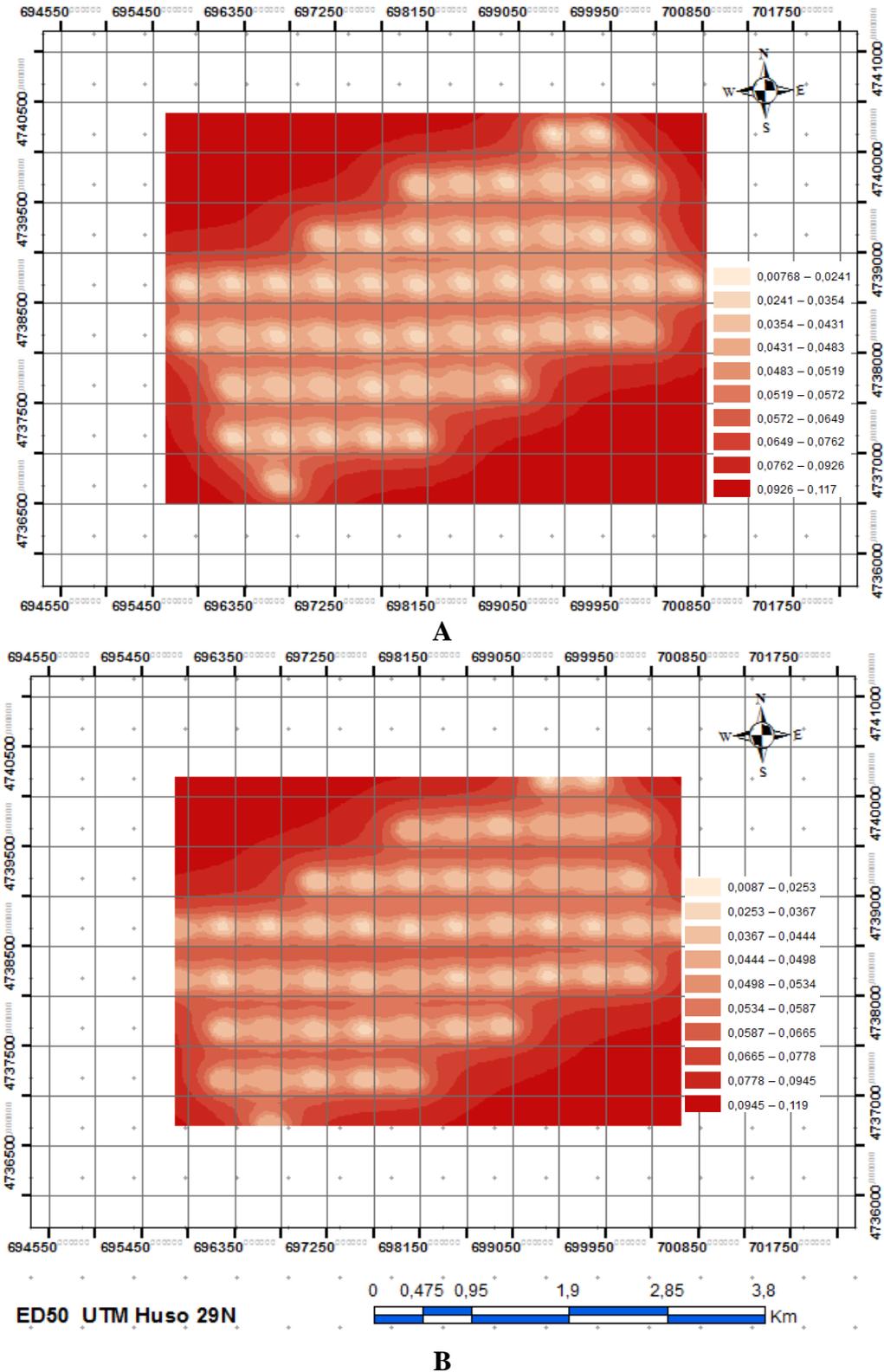


Figura 4.3.22. Mapa de predicción de errores estándar A: interpolación por Kriging Ordinario, Función Esférico con anisotropía. B: por Kriging Ordinario, Función Exponencial con anisotropía. Variable Pcpa.

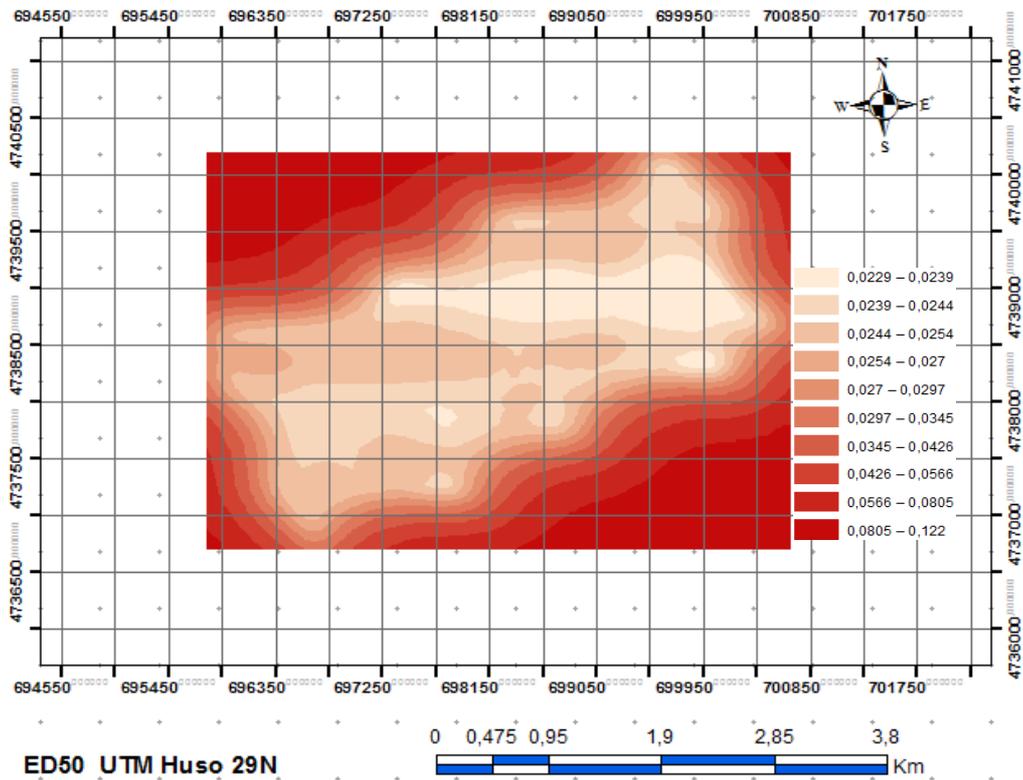
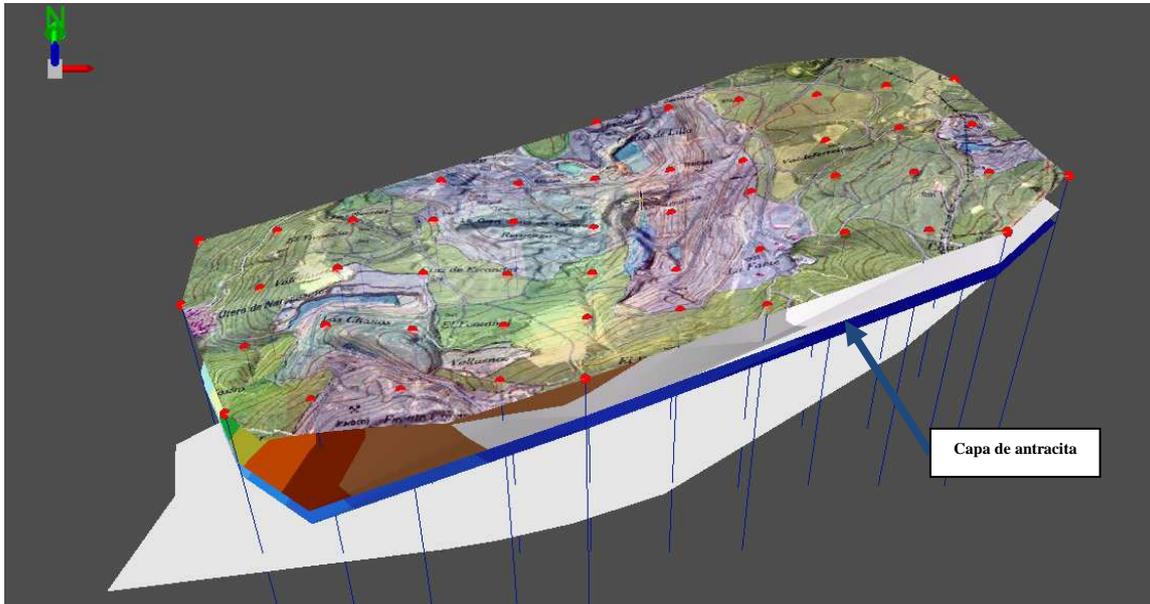


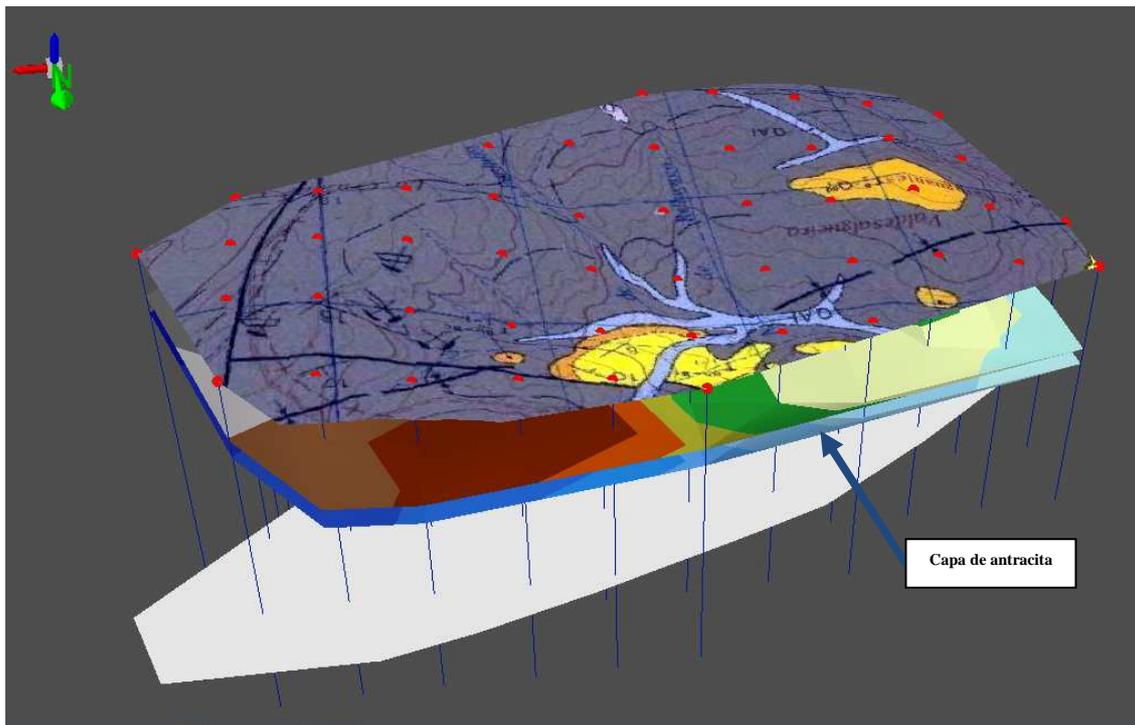
Figura 4.3.23. Mapa de predicción de errores estándar interpolación por Kriging Ordinario Función Gauss con anisotropía. Variable Pcapa.

En función de los estadísticos de comparación establecidos, se ha elegido el modelo de interpolación de Kriging Ordinario, función esférico con anisotropía.

Una representación espacial de la capa de antracita, consecuencia de las superficies TIN de las cotas de techo y de muro de la capa de carbón y de las cotas de superficie de los sondeos, es la Fig. 4.3.24, donde los puntos en rojo son las embocaduras de los sondeos.



A



B

Figura 4.3.24. Representación georeferenciada con sus valores de variables, Z_s en superficie, Z_t , Z_m . A: vista S-N. En superficie mapa de situación geográfica del terreno. En blanco plano horizontal en cota de 550 m; B: vista N-S en superficie mapa geológico zona de investigación, con visualización de fallas y un sinclinal.

Del análisis para la variable Mjul, se obtiene la tabla 4.3.8.

Tabla 4.3.8: Características de los valores de la variable Mjul, hipótesis 3.

VARIABLES DE ESTUDIO	ESTIMACIÓN INTERPOLACIÓN	Media. M	Media cuadrática. RMS	Promedio estandar	Media estandarizada MS	Raíz del error medio cuadrático estandarizado RMSS
Mjul	Kriging Ordinario esférico anisotropía	-0.0011081	0.0464238	0.0497847	-0.0176251	0.95789
	Kriging Ord. exponencial anisotropía	-0.0008139	0.0436155	0.058333	-0.0095241	0.759580
	Kriging Ord. Gaussiano anisotropía	-0.0013894	0.0426265	0.0359433	-0.0298324	1.236228

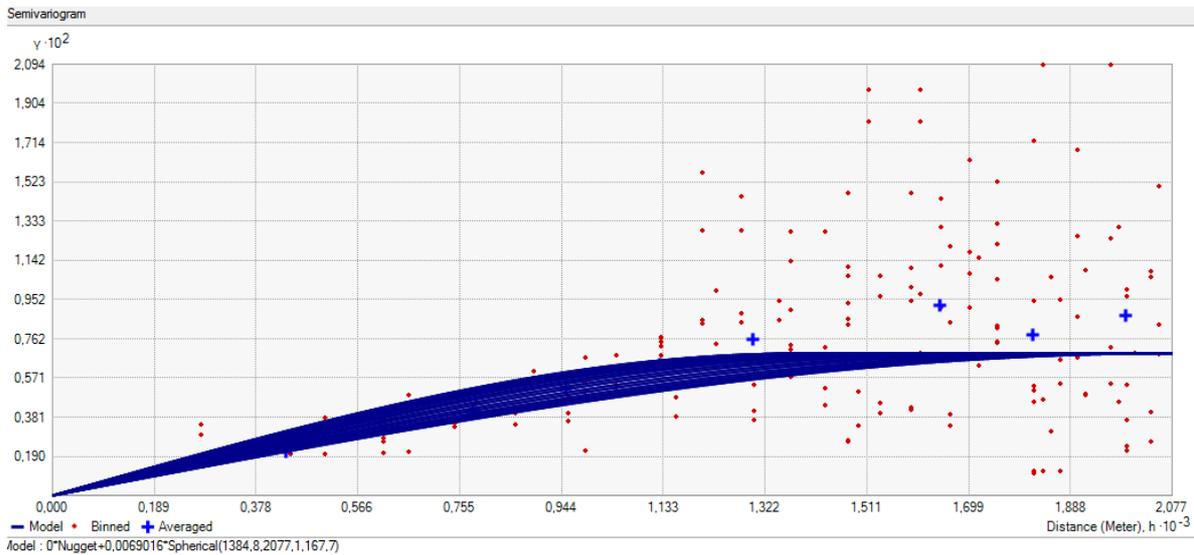
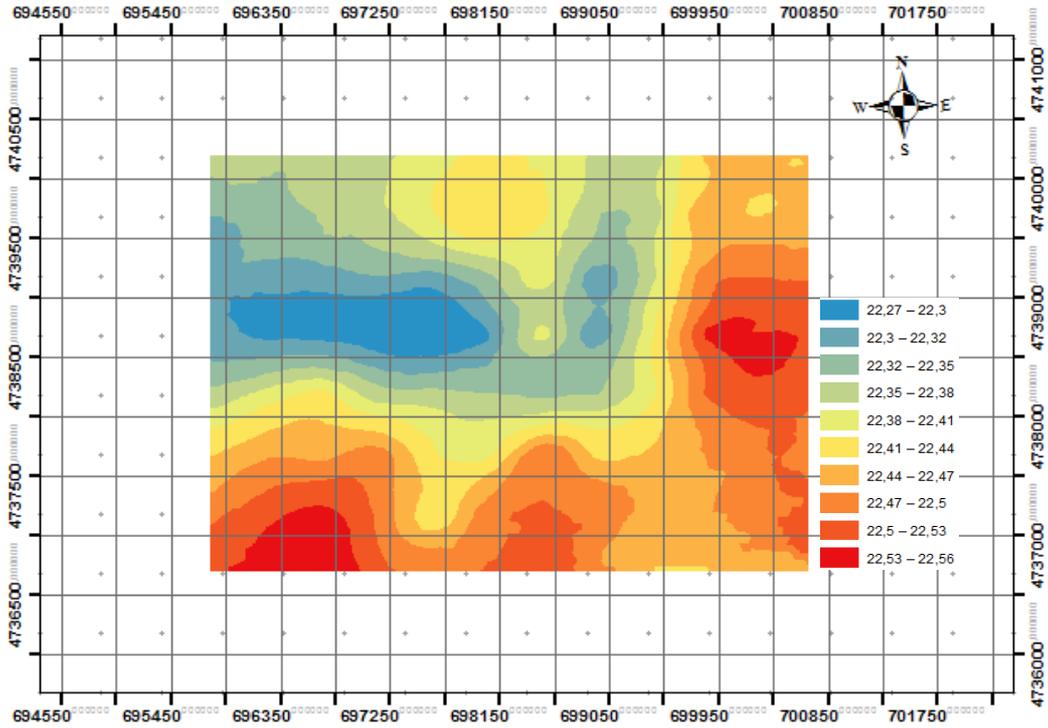


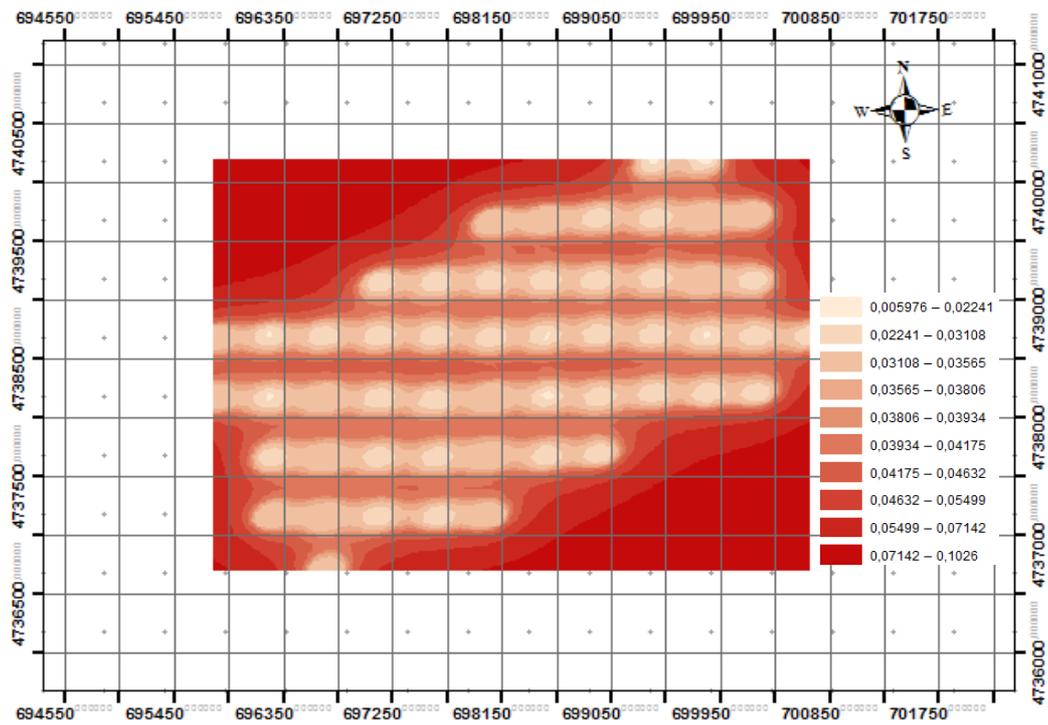
Figura 4.3.25. Semivariograma por kriging ordinario, función modelo esférico con anisotropía. Variable Mjul.

De acuerdo con los estadísticos de comparación establecidos, se ha elegido el modelo de interpolación de Kriging Ordinario, función esférico con anisotropía.

El mapa de isovalores y de la predicción de errores estándar, para la variable Mjul, se reflejan en la Fig. 4.3.26, con sus correspondientes rangos.



A



B

Figura 4.3.26. A: Mapa de isovalores, por kriging ordinario, función modelo Esférico con anisotropía. B: Mapa de predicción de errores estándar. Variable Mjul.

Del análisis para la variable Az, se obtiene la tabla 4.3.9.

Tabla 4.3.9: Características de los valores, de la variable Az, hipótesis 3.

Variable de estudio	Estimación Interpolación	Media. M	Media cuadrática. RMS	Promedio estandar	Media estandarizada MS	Raíz del error medio cuadrático estandarizado RMSS
Az	Kriging Ordinario esférico anisotropía	-0.0003786	0.0158083	0.0188340	-0.0183858	0.859831
	Kriging Ord. exponencial anisotropía	-0.0003239	0.0157577	0.0223094	-0.0123721	0.717337
	Kriging Ord. Gaussiano anisotropía	-0.0003179	0.0142720	0.0116065	-0.0198095	1.326810

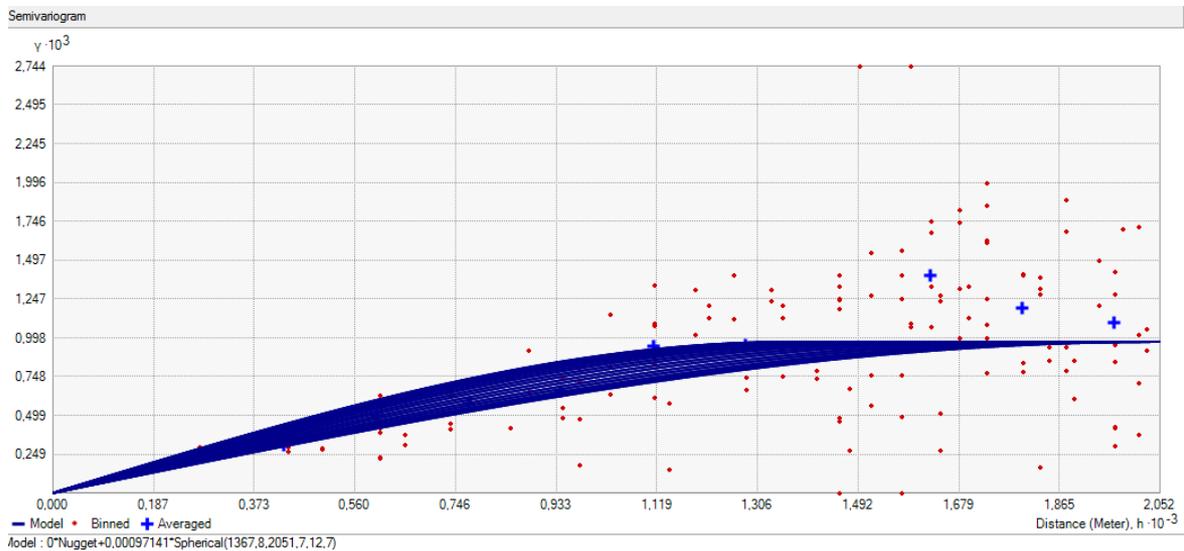
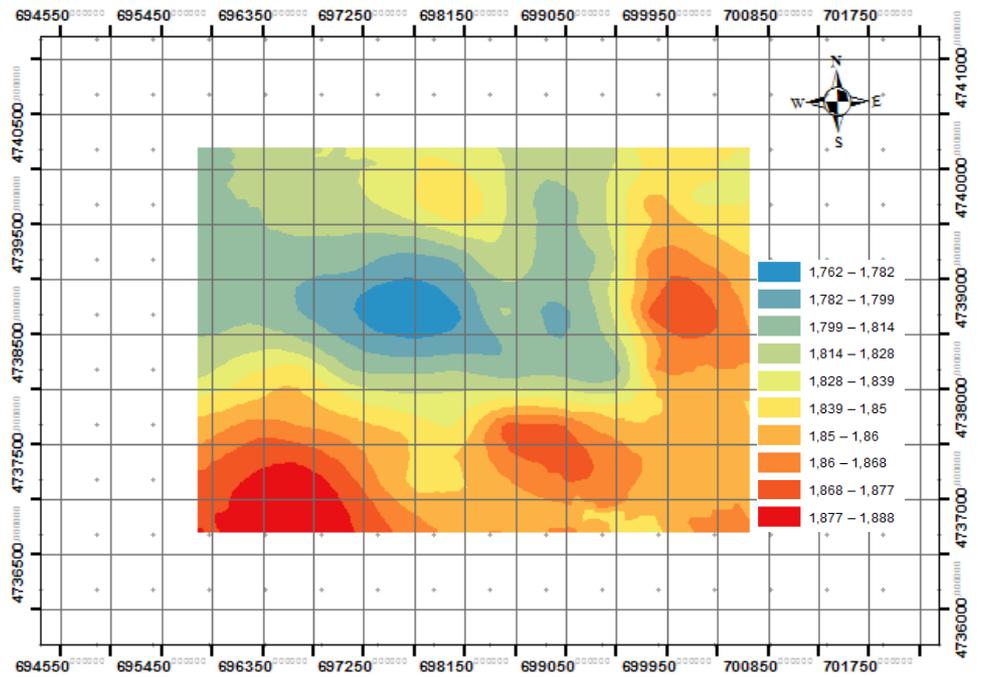


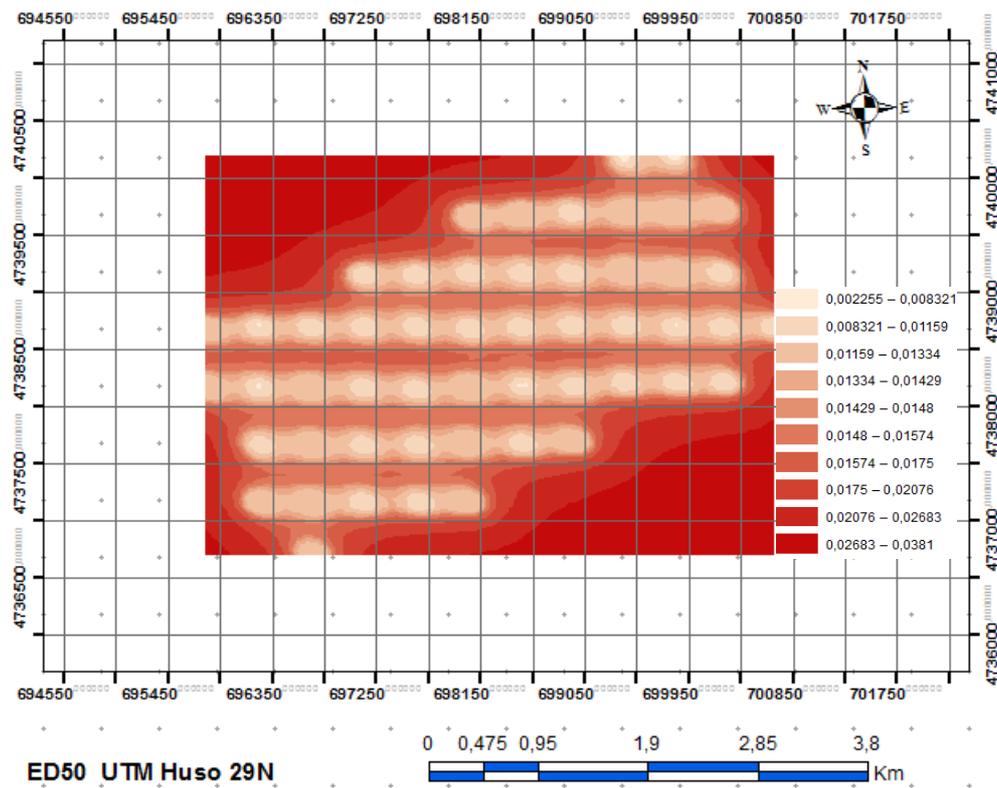
Figura 4.3.27. Semivariograma por kriging ordinario, función modelo esférico con anisotropía. Variable Az.

De acuerdo con los estadísticos de comparación establecidos, se ha elegido el modelo de interpolación de Kriging Ordinario, función esférico con anisotropía.

El mapa de isovalores y de la predicción de errores estándar, para la variable Az, se reflejan en la Fig. 4.3.28, con sus correspondientes rangos.



A



B

Figura 4.3.28. A: Mapa de isovalores, por kriging ordinario, función modelo Esférico con anisotropía. B: Mapa de predicción de errores estándar. Variable Az.

Del análisis para la variable Ce, se obtiene la tabla 4.3.10.

Tabla 4.3.10: Características de los valores, variable Ce en la antracita, hipótesis 3.

Variable de estudio	Estimación Interpolación	Media. M	Media cuadrática. RMS	Promedio estandar	Media estandarizada MS	Raíz del error medio cuadrático estandarizado RMSS
Ce	Kriging Ordinario esférico anisotropía	0.0127634	0.7692513	0.7346372	0.0088795	1.031042
	Kriging Ord. exponencial anisotropía	0.0117912	0.7565968	0.7898415	0.0097051	0.9467117
	Kriging Ord. Gaussiano anisotropía	0.0143559	0.7364813	0.6185906	-0.0386498	1.182023

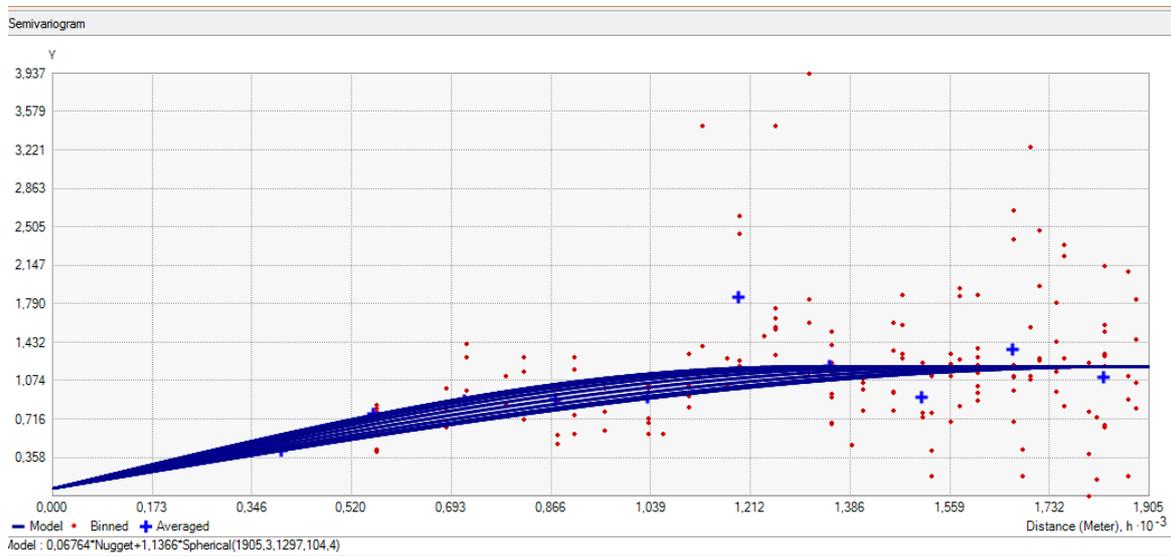
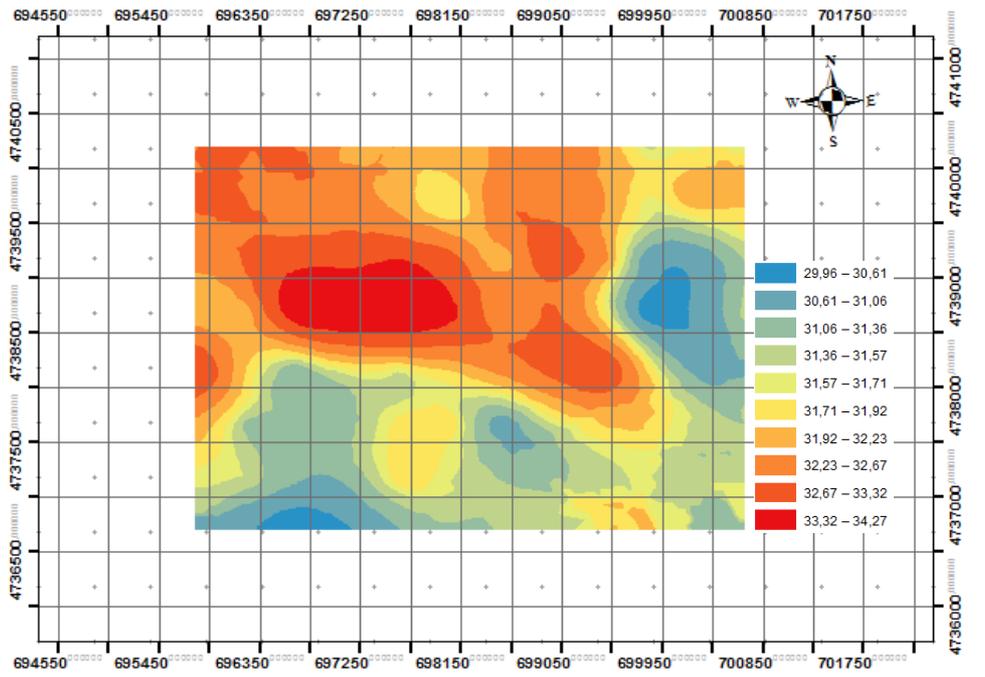
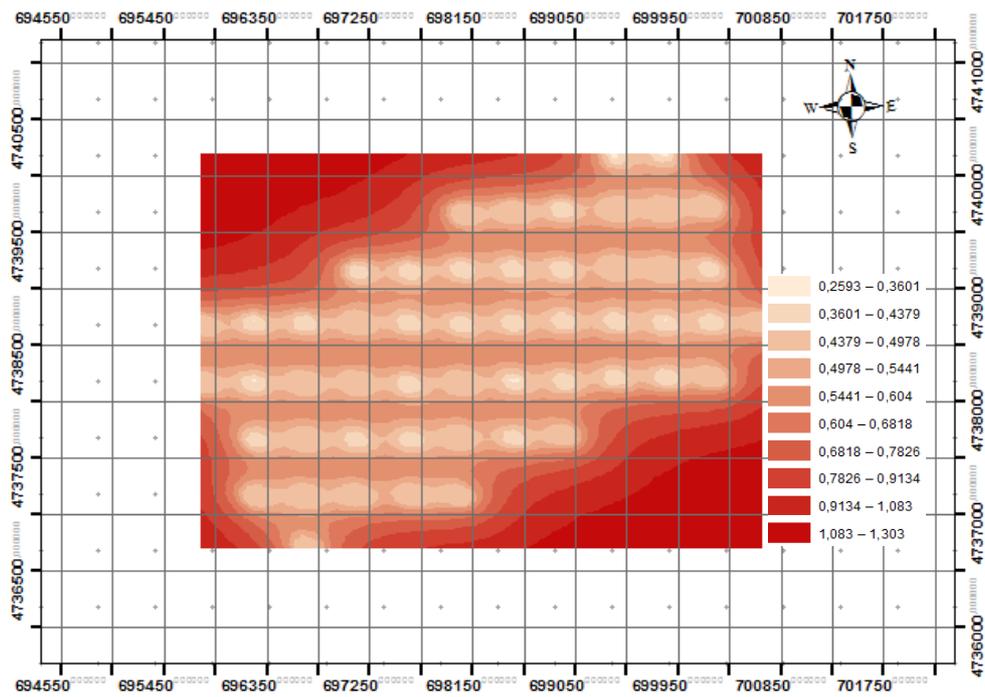


Figura 4.3.29. Semivariograma por kriging ordinario, función modelo Esférico con anisotropía. Variable Ce.

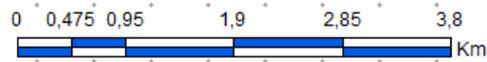
El mapa de isovalores y de la predicción de errores estándar, para la variable Ce, se refleja en la Fig. 4.3.30, con sus correspondientes rangos.



A



ED50 UTM Huso 29N



B

Figura 4.3.30. A: Mapa de isovalores, por kriging ordinario, función modelo Esférico con anisotropía. B: Mapa de predicción de errores estándar. Variable Ce.

4.3.6 Análisis multivariante.

Un análisis de las Varianzas & Covarianzas y de las correlaciones de las variables de estudio, lleva a considerar la posibilidad de obtener información mediante funciones de regresión, allí donde exista correlación entre las citadas variables, y obtener datos de variables en función de las correlacionadas.

Del estudio de las variables, coordenadas **X** e **Y** de los sondeos, **Zs**, **Zt**, **Zm**, **Pcapa**, **Mjul**, **Az**, **Ce**, se obtienen los siguientes resultados:

Tabla 4.3.11: Matriz de varianzas&covarianzas de las variables, hipótesis 3.

	X	Y	Zs	Pcapa	Mjul	Az	Ce	Zt	Zm	
S	X	1815886	554963,0	76744,1	1,50	29,75	4,73	-217,49	130787,7	130776,54
Y	554963,00	980500,00	-3455,28	-33,37	-26,67	-9,69	259,05	5106,44	-5041,73	
Zs	76744,13	-3455,28	5562,78	2,85	3,84	1,15	-37,06	8770,88	8767,95	
Pcapa	1,50	-33,37	2,85	0,01	0,01	0,00	-0,10	4,77	4,76	
Mjul	29,75	-26,67	3,84	0,01	0,01	0,00	-0,07	6,31	6,31	
Az	4,73	-9,69	1,15	0,00	0,00	0,00	-0,03	1,85	1,84	
Ce	-217,49	259,05	-37,06	-0,10	-0,07	-0,03	1,06	-58,56	-58,45	
Zt	130787,72	-5106,44	8770,88	4,77	6,31	1,85	-58,56	15091,32	15084,73	
Zm	130776,54	-5041,73	8767,95	4,76	6,31	1,84	-58,45	15084,73	15078,25	

Tabla 4.3.12: Matriz de Correlaciones entre las variables, hipótesis 3.

	X	Y	Zs	Pcapa	Mjul	Az	Ce	Zt	Zm	
R	X	1	0,415907	0,763580	0,010904	0,25969366	0,112562	-0,156398	0,790058	0,790333
Y	0,415907	1	-0,046786	-0,33061	-0,3168365	-0,3134	0,253504	-0,041979	-0,041465	
Zs	0,763580	-0,046786	1	0,374229	0,6064053	0,494584	-0,481547	0,957267	0,957363	
Pcapa	0,010904	-0,330616	0,374229	1	0,785809	0,844087	-0,912144	0,381094	0,380134	
Mjul	0,259694	-0,316836	0,606405	0,785809	1	0,925807	-0,829879	0,604699	0,604080	
Az	0,112562	0,313476	0,494584	0,844087	0,925807	1	-0,85226	0,481991	0,481409	
Ce	0,156398	0,253504	0,481547	-0,91214	-0,829879	-0,85226	1	0,461927	0,461218	
Zt	0,790058	-0,041979	0,957267	0,381094	0,604699	0,481991	-0,46192	1	0,999996	
Zm	0,790333	-0,041465	0,957363	0,380134	0,604080	0,481409	-0,46121	0,999996	1	

De la matriz de correlaciones se deduce, en el conjunto de las variables, Pcapa, Mjul, Az y Ce, existe una gran correlación próximo a +1 (tendencia creciente) y -1 (tendencia decreciente). Las distintas correlaciones espaciales se detallan en las Fig. 4.3.31 y Fig. 4.3.32

Plano de Regresión lineal medio

$$Az = 0.257898959 \cdot x - 0.814317588e^{-2} \cdot y - 3.68636161$$

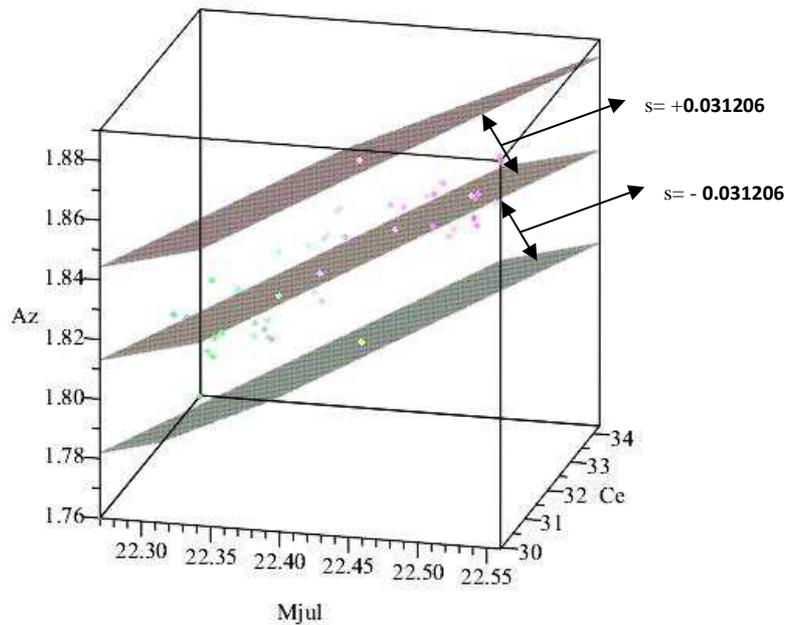


Figura 4.3.31. Representación de la correlación entre Az, y las variables relacionadas Mjul y Ce, y dos planos paralelos al plano medio de regresión, con una separación $s = \pm 0.031206$.

Plano de Regresión lineal medio

$$Mjul = 0.195934e^{-1} \cdot x + 2.43160 \cdot y + 17.9378$$

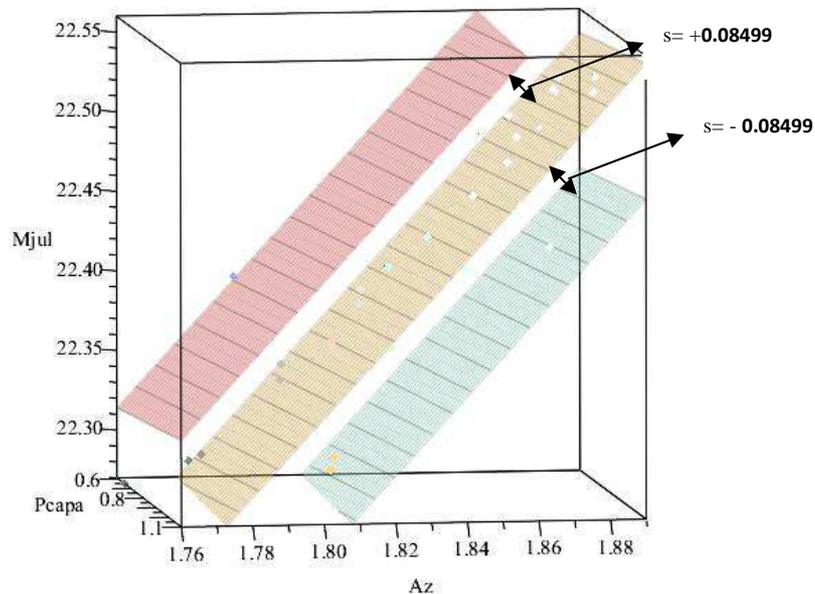


Figura 4.3.32. Representación de la correlación entre Mjul y las variables relacionadas, Pcapa y Az, y dos planos paralelos al plano medio de regresión, con una separación $s = \pm 0.08499$.

4.3.7 Cálculo de Reservas de la capa.

Una vez realizada, la validación cruzada, del modelo de interpolación de Kriging Ordinario modelo esférico con anisotropía, se han creado las superficies TIN, que permiten determinar el área o dominio de estudio, y cubicación de la variable, potencia de la capa.

Tanto si se realiza el cálculo del área y volumen, para el TIN correspondiente a la potencia de la capa, como si se realiza el mismo cálculo entre las capas (TIN), capa de techo y capa de muro, el resultado para los 52 sondeos son los especificados en la tabla 4.3.13.

Tabla 4.3.13: Área y volumen para las reservas probadas, hipótesis 3.

Área m ²	Volumen m ³
10.160.433	8.431.348

Teniendo en cuenta que la densidad media para esta antracita es de 1,75 Tm/m³, resulta un tonelaje de 14,75 10⁶ Tm, un ratio [Tm/m² = 1,437] y un ratio de [Tm/m³ = 1,75]. La potencia media de la capa resultante es de 0.821 m; este cálculo corresponde a las **reservas probadas** de la hipótesis 3. Las Fig. 4.3.33 y Fig. 4.3.34, representan las superficies TIN de las variables, Pcapa, Zt y Zm.

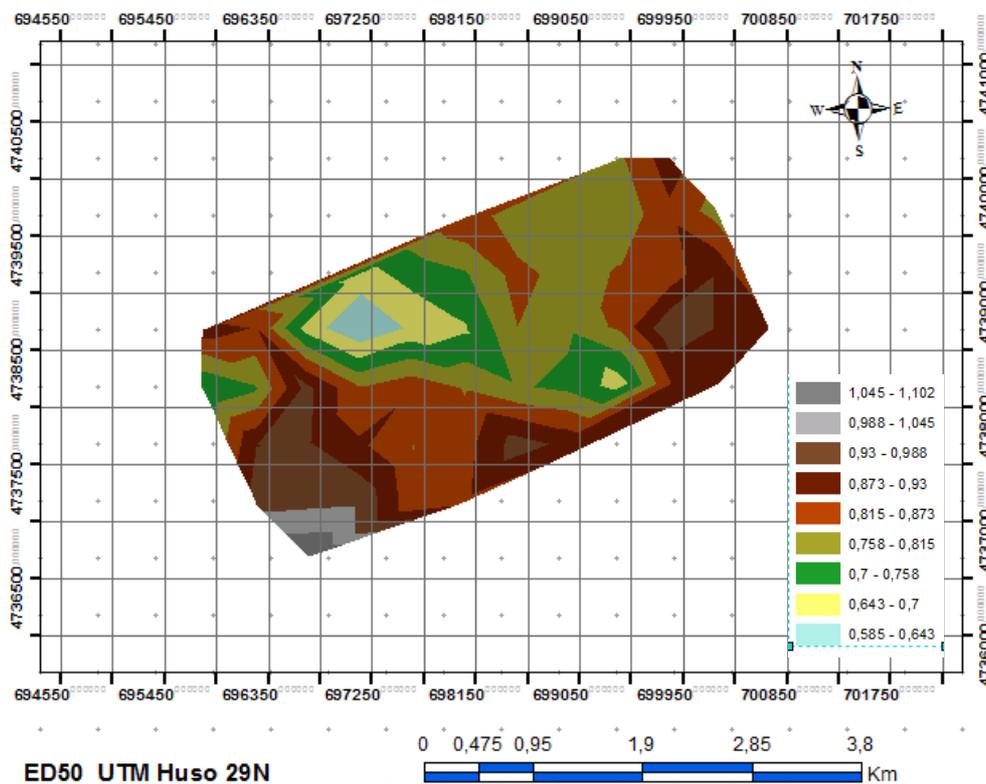
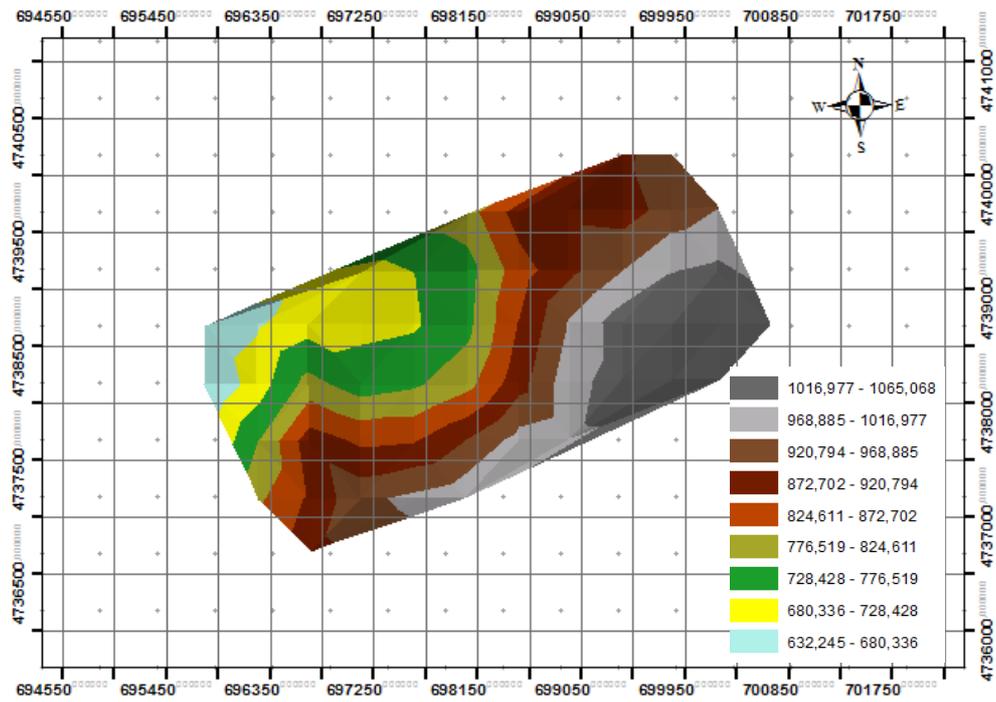
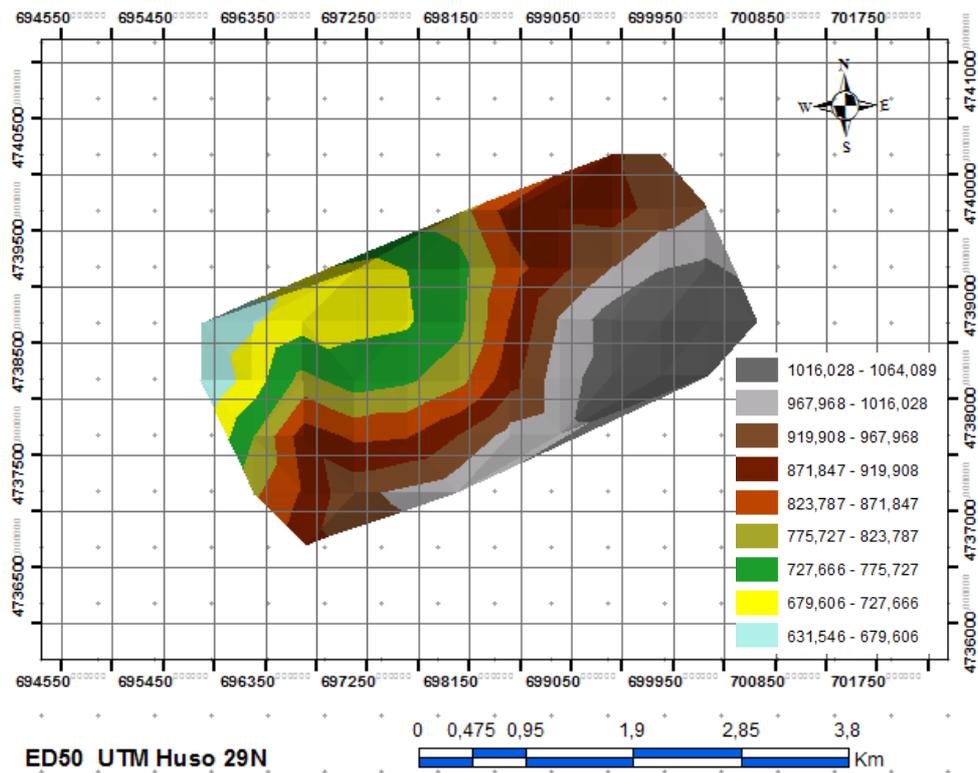


Figura 4.3.33. Superficie TIN, de la variable Pcapa, e isovalores.



A



B

Figura 4.3.34. A:Superficie TIN, de la variable Z_t . B: Superficie TIN, de la variable Z_m , con sus isovalores.

Para el cálculo de las reservas **probables**, se ha realizado una ampliación del contorno externo en una anchura de banda de 200 m, tal como se refleja en la Fig. 4.3.35, con detalle de resultados, tabla 4.3.14.

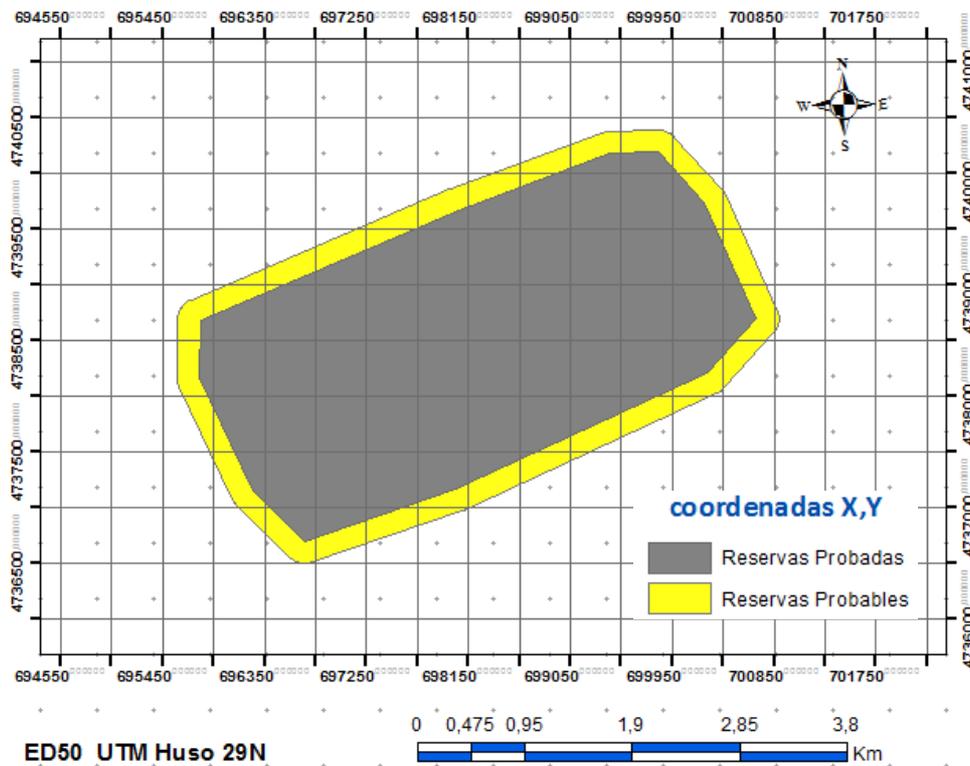


Figura 4.3.35. Ampliación del contorno externo en amarillo, para el cálculo de reservas probables.

Tabla 4.3.14: Área y volumen para las reservas probables, hipótesis 3.

Área m ²	Volumen m ³
12.782.648	10.669.231

Teniendo en cuenta que la densidad media para esta antracita es de 1,75 Tm/m³, resulta un tonelaje de 18,67 10⁶ Tm, un ratio [Tm/m² = 1,448] y un ratio de [Tm/m³ = 1,75]. La potencia media de la capa resultante es de 0.827 m; este cálculo corresponde a las **reservas probables**.

Para el cálculo de las **reservas posibles**, se ha realizado una ampliación del contorno, en dirección S, S-E, donde la prolongación de la geología del Carbonífero Estefaniense, se hace continua y mejor explotable, por su mayor potencia de capa, y se ha establecido una anchura de banda de 200 m para calcular las reservas posibles, tal como se refleja en Fig. 4.3.37 y detalle de resultados tabla 4.3.15.

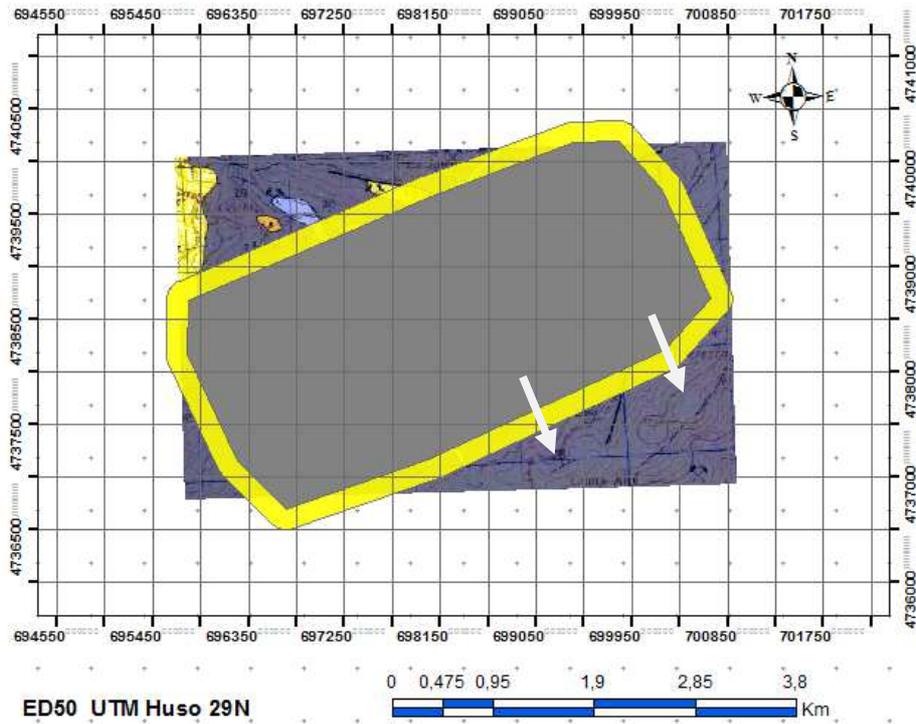


Figura 4.3.36. Zona de expansión dirección S, S-E, para el cálculo de reservas posibles. Leyenda mapa geológico de Figura 1.6.

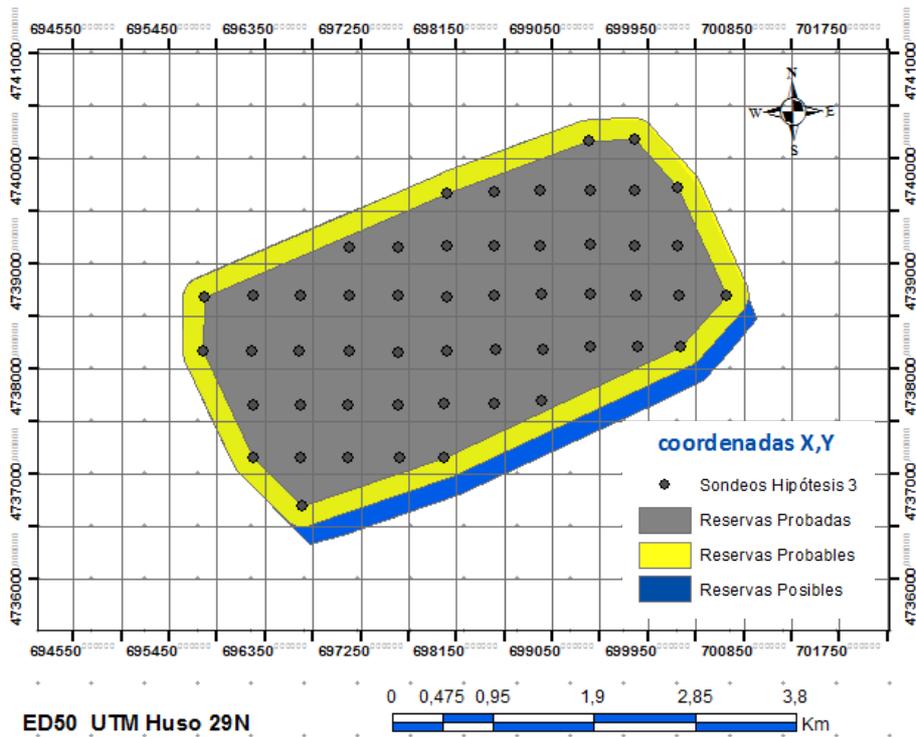


Figura 4.3.37. Ampliación del contorno externo en azul, para el cálculo de reservas posibles.

Tabla 4.3.15: Área y volumen para las reservas posibles, hipótesis 3.

Área m ²	Volumen m ³
13.670.245	11.488.448

Siendo la densidad media para esta antracita, de 1,75 Tm/m³, resulta un tonelaje de 20,10·10⁶ Tm, un ratio [Tm/m² = 1,463] y un ratio de [Tm/m³ = 1,75]. La potencia media de la capa resultante es de 0.836 m; este cálculo corresponde a las **reservas posibles**.

Se resume los datos anteriores, en la tabla 4.3.16:

Tabla 4.3.16: Resumen del cálculo de reserva, para la hipótesis 3.

RESERVAS	Superficie m ²	Volumen m ³	Tm	Tm/m ²	Tm/m ³	Media Pcapa m
Probadas	10.160.433	8.431.348	14.754.859	1.452	1,75	0.830
Probables	12.782.648	10.669.231	18.671.154	1.461	1,75	0.835
Posibles	13.670.245	11.488.448	20.104.784	1.471	1,75	0.840

4.4 Aplicación práctica del cálculo de reservas, en una explotación real.

4.4.1 Base de datos de los sondeos realizados indiscriminadamente.

La base de datos de los sondeos, figura en el Anexo I como BD441. Las variables que contiene, tienen las mismas definiciones que las dadas, para la base de datos BD411.

4.4.2 Representación espacial georeferenciada de los sondeos.

Una vez georeferenciados los sondeos de la explotación real, obtenemos en ArcMap, la Fig. 4.4.1.

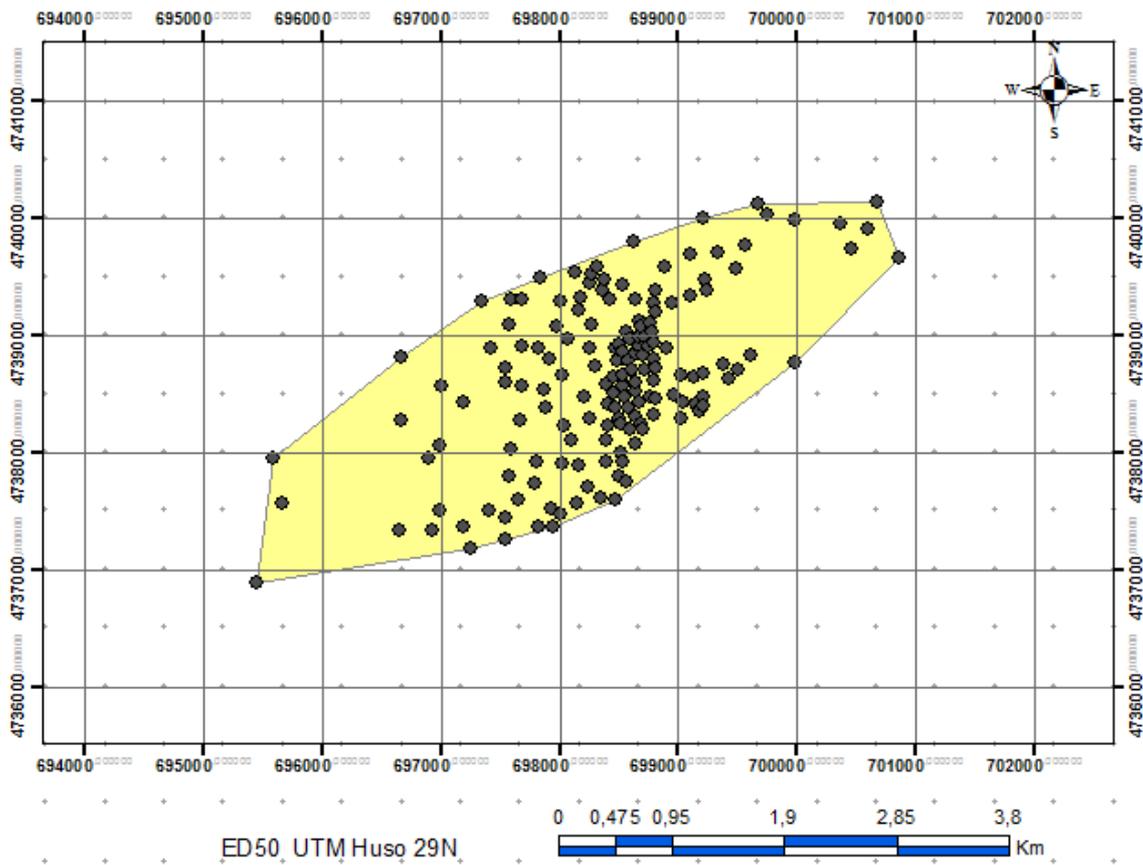


Figura 4.4.1. Coordenadas X,Y de los sondeos realizados indiscriminadamente, a escala 1:50.000.

4.4.3 Histogramas.

Para la variable Pcpa, obtenemos:

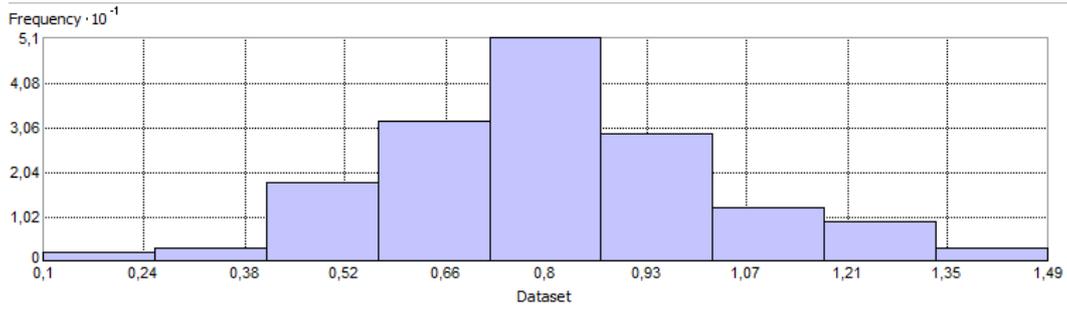


Figura 4.4.2. Histograma para la variable Pcpa de la antracita.

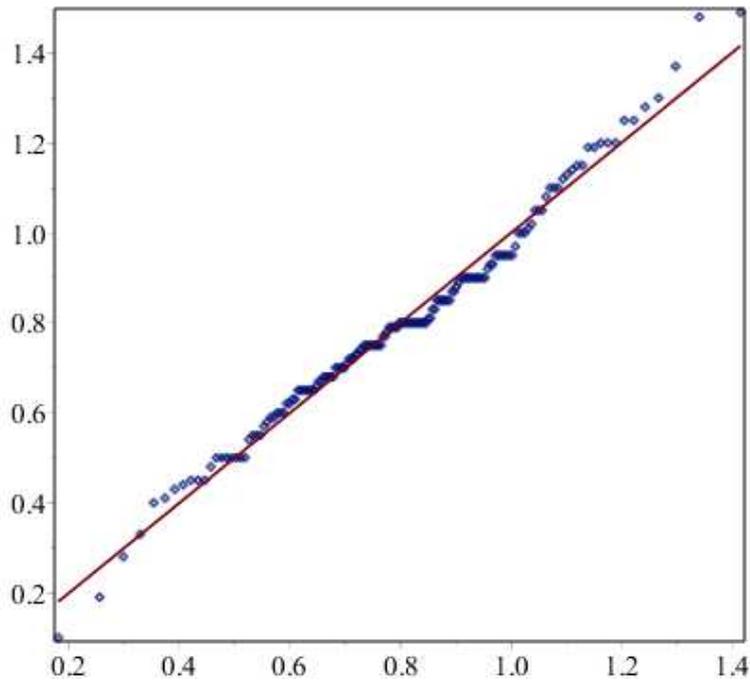


Figura 4.4.3. Relación de la variable Pcpa, respecto de la distribución Normal.

Tabla 4.4.1: Estadísticos de la variable Pcapa, explotación real.

Valor central	Medidas de dispersión	Medidas de forma
Nº. de datos : 159		
Máx. valor : 1.49000		
mín. valor : 0.10000		
Medidas de localización :		
Centrales :		
Media (mean) $\mu = 0.79811$		
mediana : 0.80000		
moda : 0.80000		
	Varianza : 0.05546	
	Desviac.St. $s = 0.23578$	
	Rango : 1.39000	
	IRQ : 0.26667	
Medidas de localización :		
No centrales :		
Cuartil 25 : 0.65000	Sesgo : 0.22124	
Cuartil 50 : 0.80000	Curtosis : 3.56109	
Cuartil 75 : 0.91667	Coef.Var. CV : 0.29507	

Variable de Mjul:

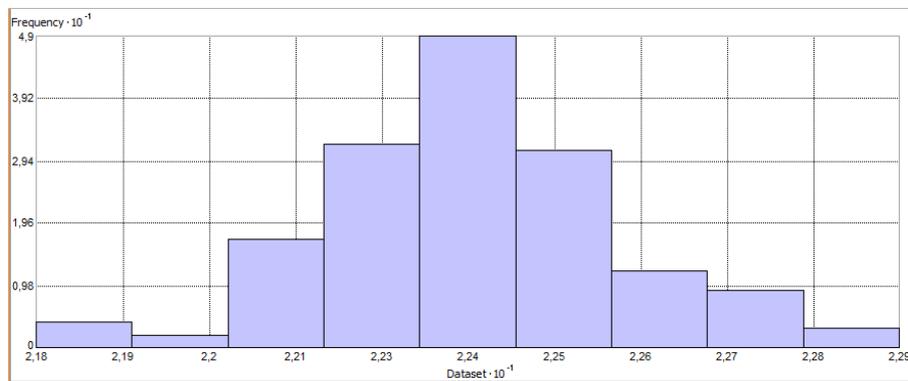


Figura 4.4.4. Histograma para la variable Mjul.

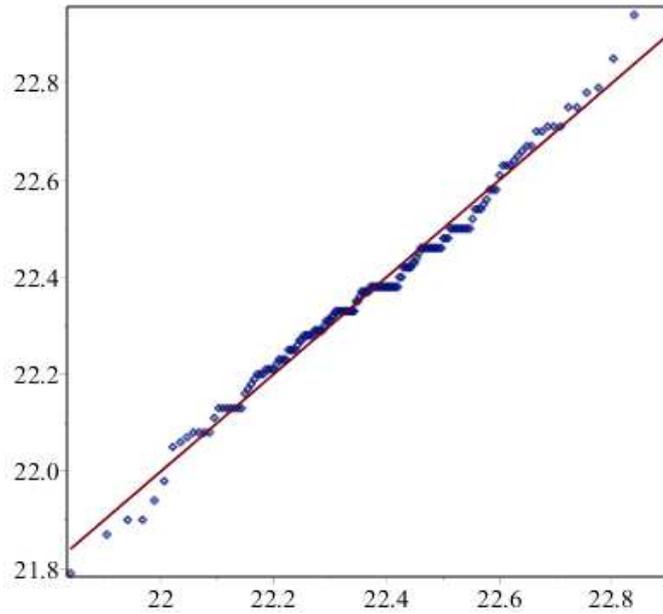


Figura 4.4.5. Relación de la variable Mjul, respecto de la distribución Normal.

Tabla 4.4.2: Estadísticos de la variable Mjul, explotación real.

Valor central	Medidas de dispersión	Medidas de forma
Nº. de datos : 159		
Máx. valor : 22.95		
mín. valor : 21.79		
Medidas de localización :		
Centrales :		
Media (mean) $\mu = 22.37$		
mediana : 22.38		
moda : 22.38		
	Varianza : 0.04109	
	Desviac.St. $s = 0.20270$	
	Rango : 1.16000	
	IRQ : 0.23000	
Medidas de localización :		
No centrales :		Sesgo : 0.09016
Cuartil 25 : 22.25		Curtosis : 3.49418
Cuartil 50 : 22.38		Coef.Var. CV : 0.00906
Cuartil 75 : 22.48		

Variable Az :

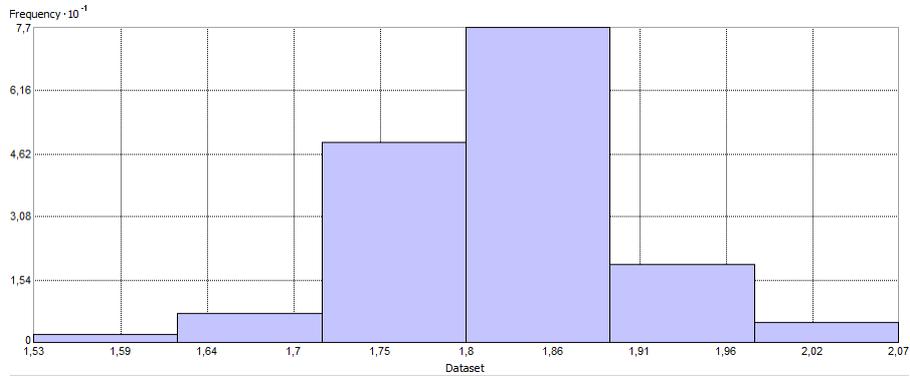


Figura 4.4.6. Histograma para la variable Az.

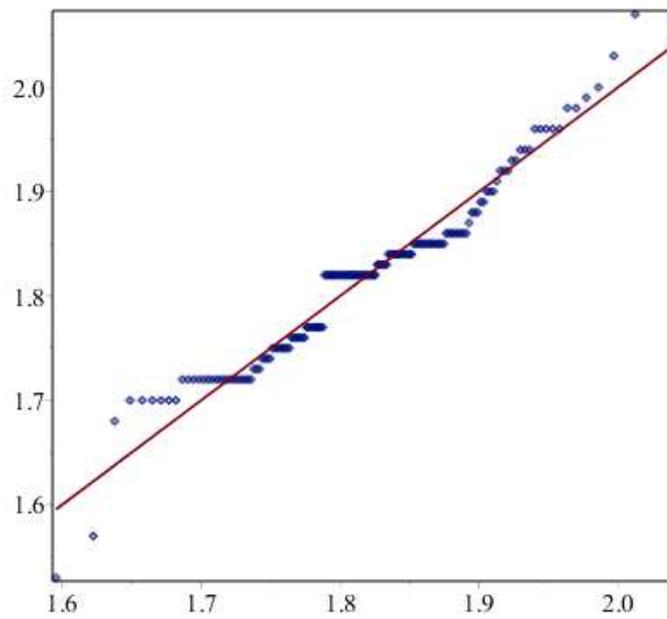


Figura 4.4.7. Relación de la variable Az, respecto de la distribución Normal.

Tabla 4.4.3: Estadísticos de la variable Az, explotación real.

Valor central	Medidas de dispersión	Medidas de forma
Nº. de datos : 159		
Máx. valor : 2.07		
mín. valor : 1.53		
Medidas de localización :		
Centrales :		
Media (mean) $\mu = 1.81$		
mediana : 1.82		
moda : 1.82		
	Varianza : 0.00715	
	Desviac.St. $s = 0.08454$	
	Rango : 0.54000	
	IRQ : 0.10000	
Medidas de localización :		
No centrales :	Sesgo : 0.18070	
Cuartil 25 : 1.75	Curtosis : 3.92111	
Cuartil 50 : 1.82	Coef.Var. CV : 0.04652	
Cuartil 75 : 1.85		

Variable Ce :

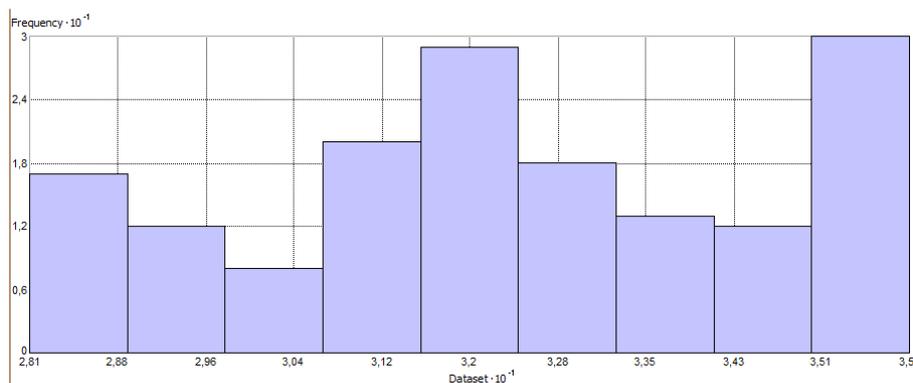


Figura 4.4.8. Histograma para la variable Ce.

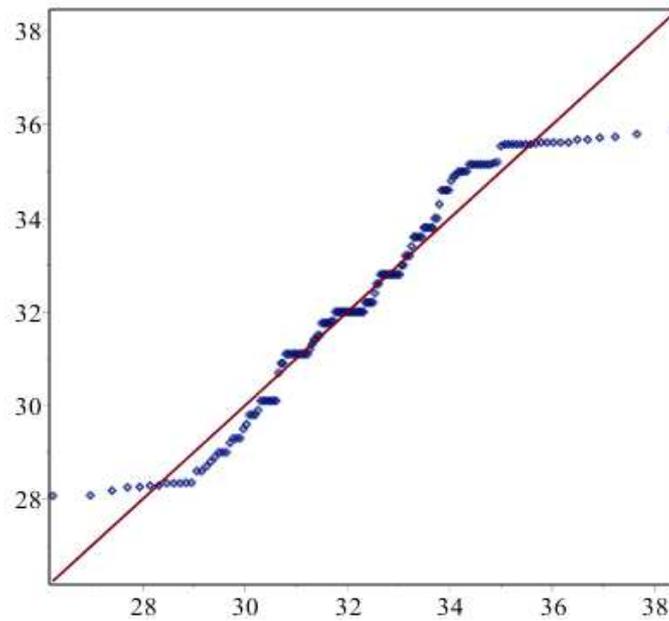


Figura 4.4.9. Relación de la variable Ce, respecto de la distribución Normal.

Tabla 4.4.4: Estadísticos de la variable Ce, explotación real.

Valor central	Medidas de dispersión	Medidas de forma
Nº. de datos : 159		
Máx. valor : 35.90		
mín. valor : 28.07		
Medidas de localización :		
Centrales :		
Media (mean) $\mu = 32.31$		
mediana : 32.00		
moda : 32.00		
	Varianza : 5.3538	
	Desviac.St. $s = 2.3138$	
	Rango : 7.8300	
	IRQ : 3.6666	
Medidas de localización :		
No centrales :		Sesgo : -0.1450
Cuartil 25 : 30.93		Curtosis : 1.9678
Cuartil 50 : 32.00		Coef.Var. CV : 0.0716
Cuartil 75 : 34.60		

Variable Zt :

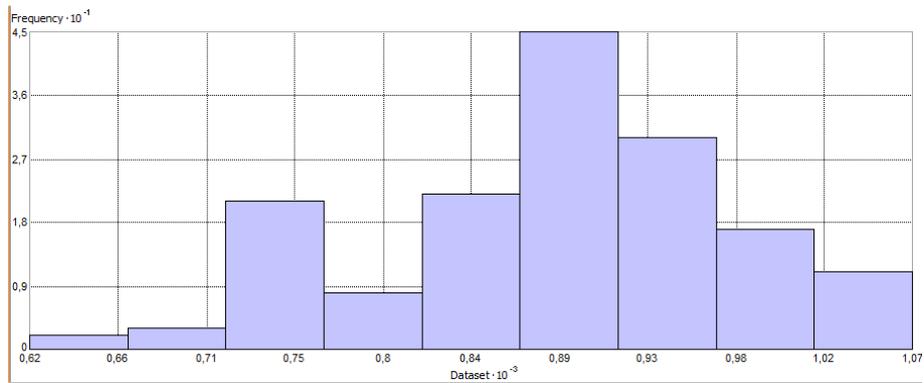


Figura 4.4.10. Histograma para la variable Zt.

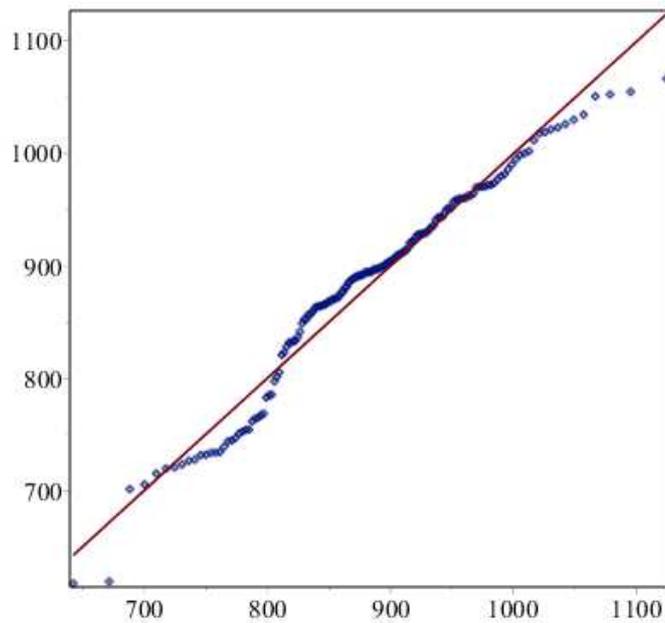


Figura 4.4.11. Relación de la variable Zt, respecto de la distribución Normal.

Tabla 4.4.5: Estadísticos de la variable Zt, explotación real.

Valor central	Medidas de dispersión	Medidas de forma
Nº. de datos : 159		
Máx. valor : 1066.55		
mín. valor : 617.15		
Medidas de localización :		
Centrales :		
Media (mean) $\mu = 883.246$	Varianza : 8422.25	
mediana : 894.38	Desviac.St. $s = 91.7720$	
moda : 1066.55	Rango : 449.400	
	IRQ : 116.755	
Medidas de localización :		
No centrales :		
Cuartil 25 : 883.24	Sesgo : -0.4829	
Cuartil 50 : 894.38	Curtosis : 2.8217	
Cuartil 75 : 1066.55	Coef.Var. CV : 0.1039	

Variable Zm :

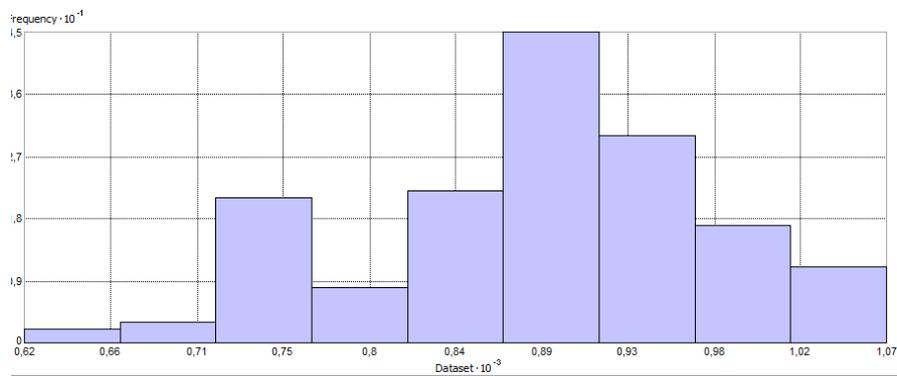


Figura 4.4.12. Histograma para la variable Zm.

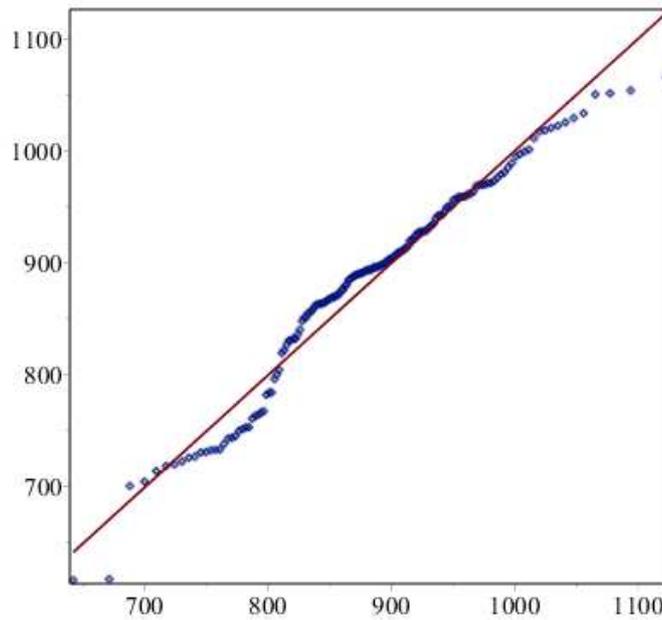


Figura 4.4.13. Relación de la variable Z_m , respecto de la distribución Normal.

Tabla 4.4.6: Estadísticos de la variable Z_m , explotación real.

Valor central	Medidas de dispersión	Medidas de forma
Nº. de datos : 159		
Máx. valor : 1065.35		
mín. valor : 616.58		
Medidas de localización :		
Centrales :		
Media (mean) $\mu = 832.215$		
mediana : 893.78		
moda : 948.853		
	Varianza : 8420.48	
	Desviac.St. $s = 91.7631$	
	Rango : 448.770	
	IRQ : 116.638	
Medidas de localización :		
No centrales :		Sesgo : -0.4829
Cuartil 25 : 882.448		Curtosis : 2.8214
Cuartil 50 : 893.780		Coef.Var. CV : 0.1039
Cuartil 75 : 1065.35		

4.4.4 Análisis espacial.

Del análisis de los estadísticos anteriores nos lleva a las siguientes consideraciones:

Respecto de la variable Pcapa, en cuanto a su rango = 1.39, es respecto de “s”, $(1.39/0.23578) = 5.89532$ veces, es decir respecto de la posición central de μ sería, $5.89532/2 = 2.94766$, lo que representa en expresión matemática, $\mu \pm 2.9476 \cdot s$. Según la tabla de distribución Normal para $x=2.9476$ le corresponde para la función de distribución Normal $\phi(x) = 0,99836 = 99,836 \%$, lo que conlleva a considerar que $(1 - 0,99836) = 0,00164$, es decir un 0,164 % de los valores de la variable, se encuentran esparcidos, por encima de $(\mu + 2.9476 \cdot s)$ y por debajo de $(\mu - 2.9476 \cdot s)$, lo que implica que, entre ambos extremos, haya un 99,67 % en la distribución Normal es decir entre $(\mu \pm 2.9476 \cdot s)$.

En cuanto a la curtosis al ser mayor que 3, tiende a una distribución leptocúrtica o apuntada. Un sesgo próximo a 0 y una curtosis próxima a 3, implican una distribución Normal.

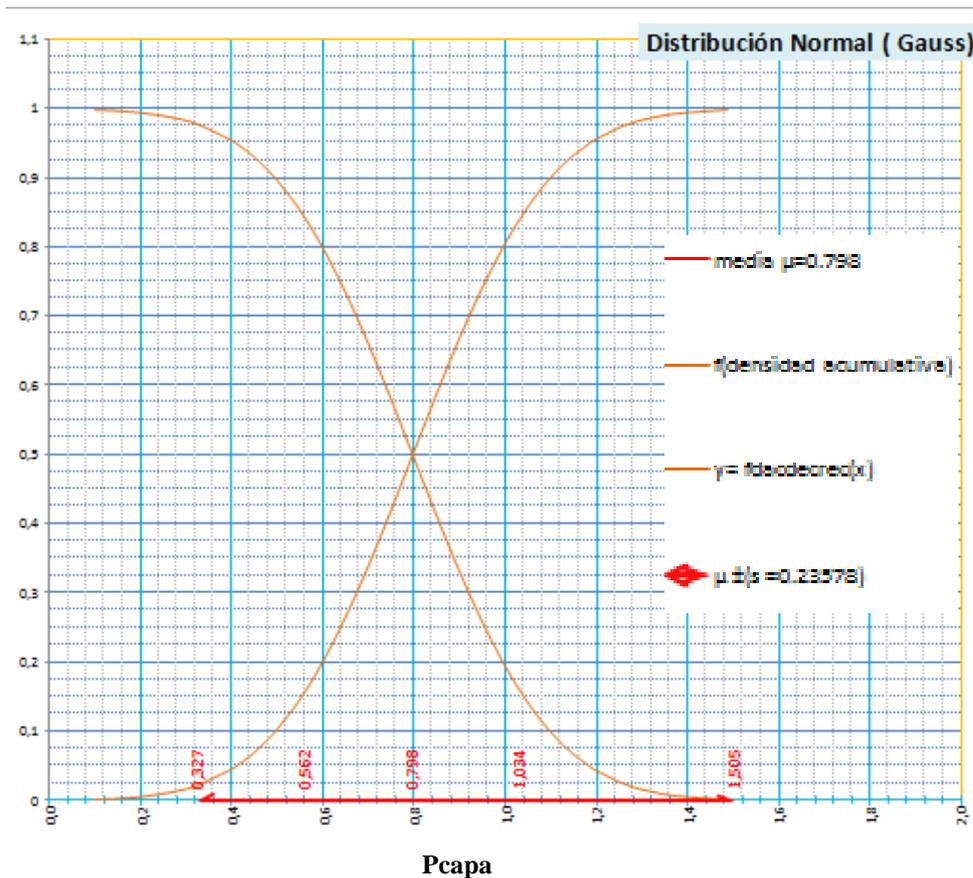


Figura 4.4.14. Función densidad acumulativa y función de acumulación decreciente de la variable Pcapa.

Para el análisis de la bondad del ajuste de la distribución teórica, respecto del test de normalidad, establecemos un nivel crítico o de rechace, de 0,025, y aplicamos Chi cuadrado para “s” y tStudent para μ , con un 95% de probabilidad, de que estos estadísticos estén dentro del intervalo de confianza o de aceptación.

Estimación de la desviación standard del ajuste para la ley normal:

Chi-Square, Test

Hipótesis H_0 => Muestra de población con **s = 0.23578**

Hipótesis H_1 : Muestra de población con **s no igual a 0.23578**

Nº de muestras: 159
s : **0.23578**
 Distribución: ChiSquare(158)
 Valores calculados: 158
 Probabilidad calculada: 0.986979 = 98.69 %
 Intervalo de confianza: [0.2121484527754..0.264670712587]
 Resultado: [Aceptado]

Esta prueba estadística no proporciona pruebas suficientes para concluir que la hipótesis H_0 es falsa, luego la **Hipótesis H_0 es verdadera**, intervalo de confianza o de aceptación: [0.2121484527754 ..0.264670712587], distribución ChiSquare(158).

Es decir para un coeficiente del 95%, la s obtenida de **0.23578**, está comprendida, en el intervalo de confianza [0.212148452775..0.264670712587].

tStudent, Test.

Hipótesis H_0 :=> Muestra de población con [μ =0.798113 y con s = 0.23578].

Hipótesis H_1 : Muestra de población con **μ no igual a [0.798113 y con s= 0.23578]**.

Nº de muestras: 159
 Media de la muestra: 0.798113
 Distribución: Normal(0,1)
 Probabilidad calculada: 1 (100%)
 Intervalo de confianza: [0.7615083837527..0.8347180313416]
 Resultado: [Aceptado]

Esta prueba estadística no proporciona pruebas suficientes para concluir que la hipótesis H_0 es falsa, luego la **Hipótesis H_0 es verdadera**. Intervalo de confianza: [0.7615083837527..0.8347180313416], Distribución: Normal(0,1).

Es decir para un coeficiente del 95%, la media obtenida de 0.798113, está comprendida, en el intervalo de confianza [0.7615083837527..0.8347180313416].

En un análisis previo, nos ha permitido depurar 3 outliers, con valores discordantes en las muestras. La Fig. 4.4.15 representa la potencia media de la capa de la hipótesis 4 y la Fig. 4.4.16 el plano de regresión lineal de la variable Pcapa, respecto de las coordenadas X,Y.

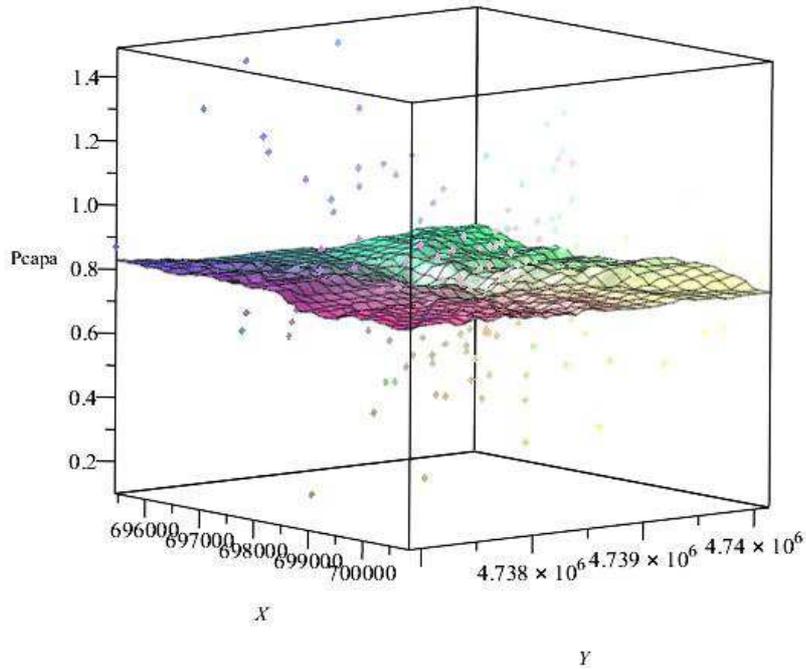


Figura 4.4.15. Representación de la superficie media, de la variable Pcapa, con sus coordenadas ED50 UTM, huso29N, X, Y. Los puntos representan Pcapa, en cada sondeo.

Plano de Regresión lineal

$$Pcapa = 0.52624822813e^{-5} \cdot x - 0.36306538876e^{-4} \cdot y + 169.166$$

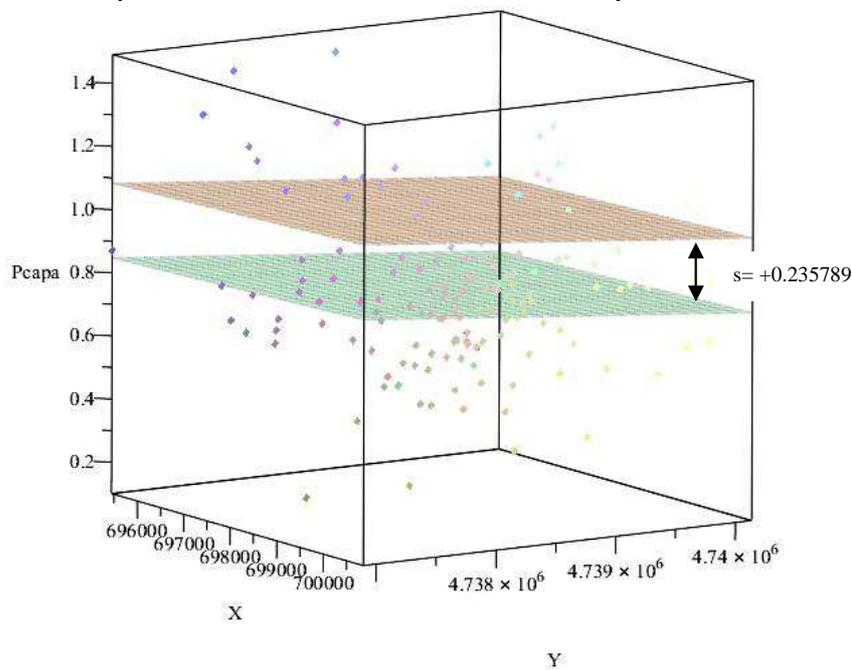


Figura 4.4.16. Representación del plano de regresión lineal, y plano con $s = +0.235789$, para la variable Pcapa, con sus coordenadas ED50 UTM, huso 29N, X, Y.

4.4.5 Semivariogramas.

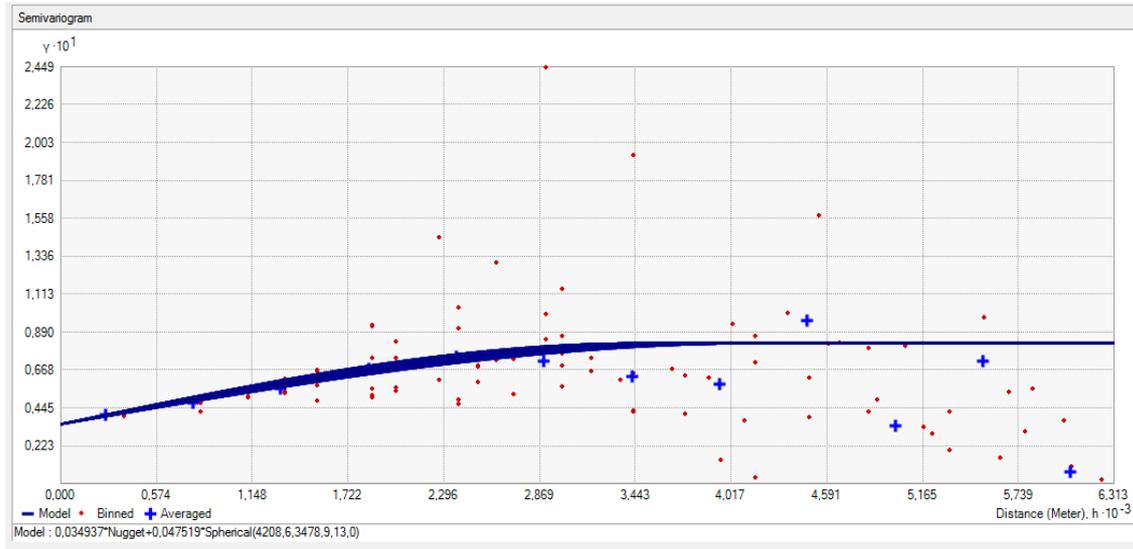
Un análisis tanto de la variabilidad en la potencia de la capa como de su distribución espacial, presenta una anisotropía geométrica, donde su meseta se mantiene constante, no así los alcances.

En función de los datos muestrales, se ha estimado el semivariograma teórico, ajustado con el menor error posible, procediéndose a efectuar distintos métodos de interpolación, tomando como estadístico de comparación tanto la media estandarizada con valor óptimo =0, como la desviación típica de la media (RMS), y la raíz del error medio cuadrático estandarizado (RMSS) cuyo valor óptimo =1, se ha obtenido del análisis para la variable Pcapa, la tabla 4.4.7.

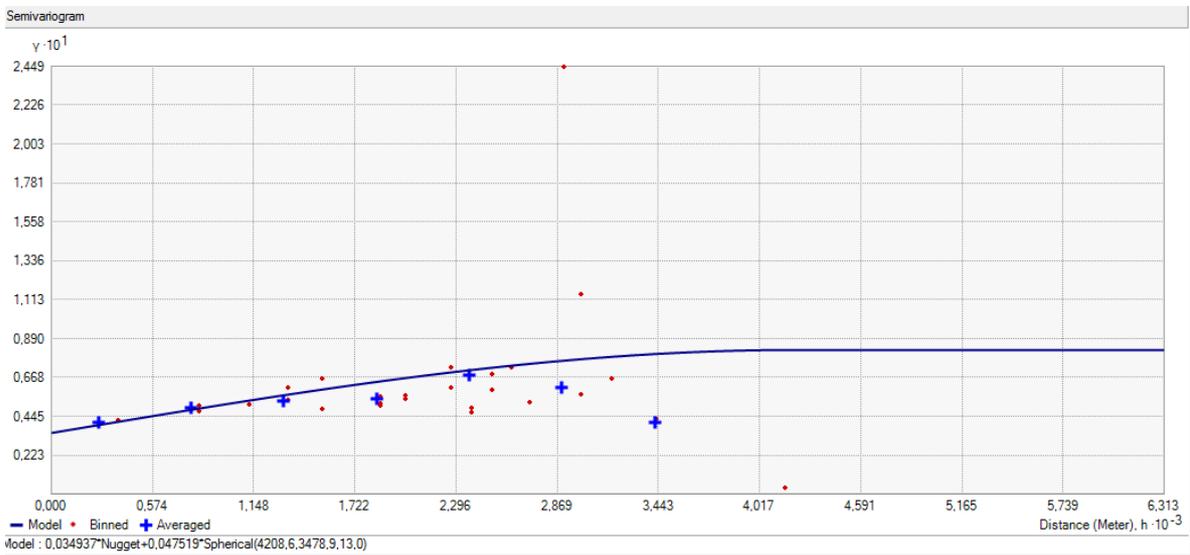
Tabla 4.4.7: Características de los valores, de la variable Pcapa, explotación real.

Variable de estudio	Estimación Interpolación	Media. M	Media cuadrática. RMS	Promedio estandar	Media estandarizada MS	Raíz del error medio cuadrático estandarizado RMSS
Pcapa	IDW	-0,001838	0.240975	-	-	-
	Kriging Ordinario esférico anisotropía	-0.000081	0.240578	0.204233	-0.000602	1.16073
	Kriging Ord. exponencial anisotropía	0.00004342	0.243347	0.1967574	-0.0005186	1.210519
	Kriging Ord. Gaussiano anisotropía	0.0006949	0.2393049	0.212389	0.003734418	1.118626

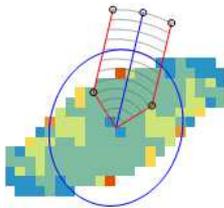
Los distintos semivariogramas que se han obtenido, están representados en las siguientes figuras: Fig. 4.4.17 semivariograma por kriging ordinario, función modelo esférico con anisotropía, para la variable Pcapa, con un $C_0 = 0.034937$ una meseta de 0,082456 y un alcance máximo y mínimo de 4208.6 m y 3478.9 m; Fig. 4.4.18 semivariograma por kriging ordinario, función exponencial con anisotropía, para la variable Pcapa, con un $C_0 = 0.029095$ una meseta de 0,076974 y un valor de $h = 4208.6$ m y 3907.8 m de alcance.



A

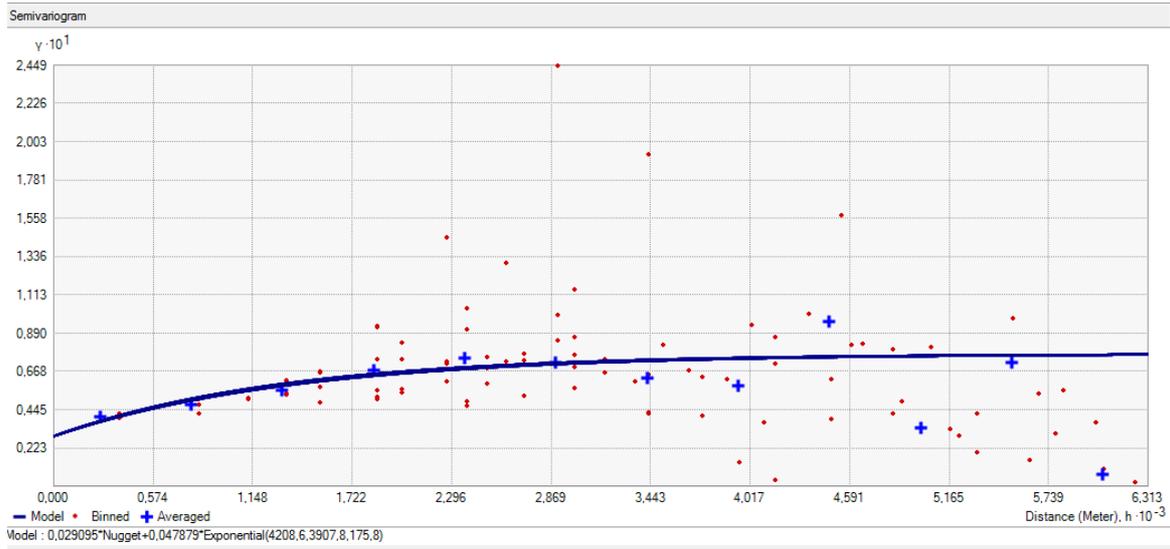


B

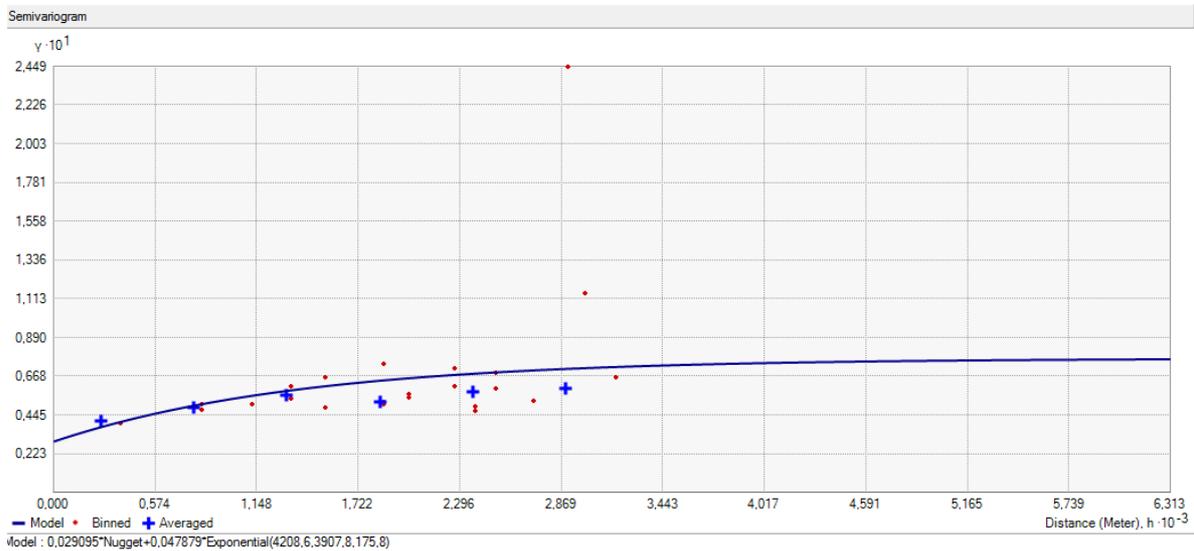


C

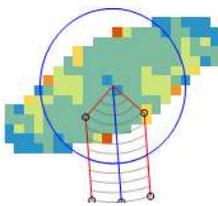
Figura 4.4.17. Semivariograma por kriging ordinario, función modelo esférico con anisotropía, para la variable Pcapa. A: considerando la anisotropía en todas las direcciones. B: en la dirección de 13°. C: elipse de anisotropía y ángulo de 13°, respecto del N.



A



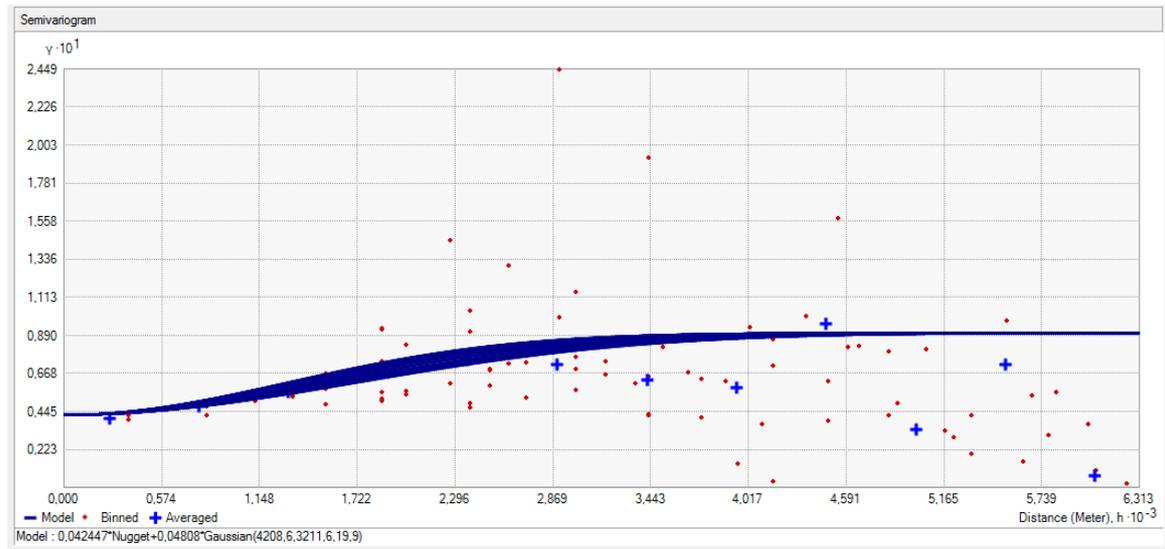
B



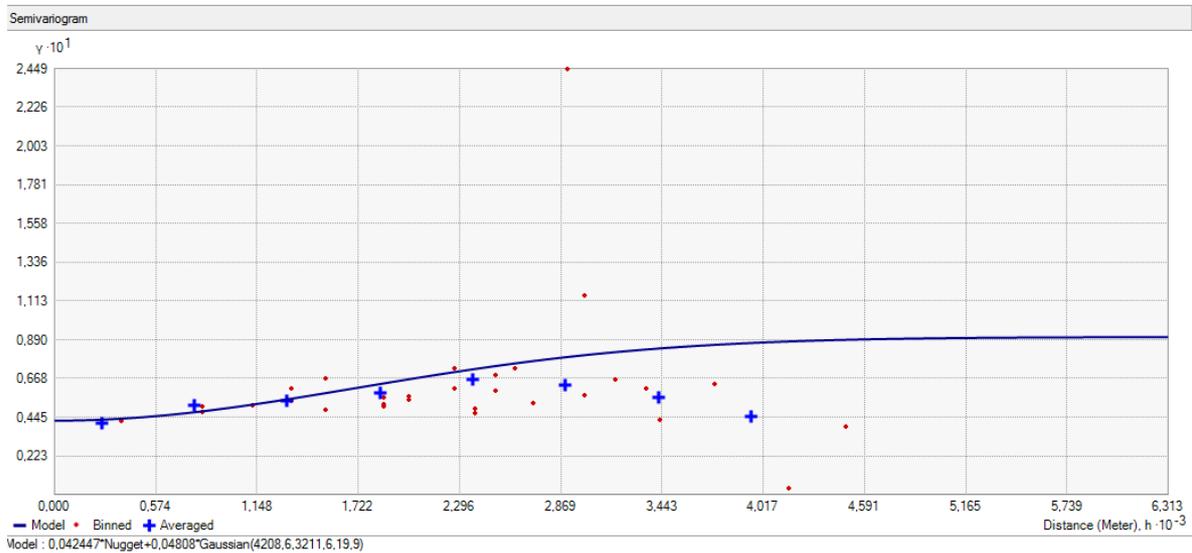
C

Figura 4.4.18. Semivariograma por kriging ordinario, función exponencial con anisotropía, para la variable Pcpa. A: considerando la anisotropía en todas las direcciones. B: en la dirección de 175.8°. C: elipse de anisotropía y ángulo de 175.8°, respecto del N.

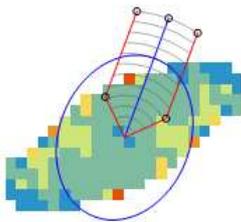
La Fig. 4.4.19 representa el semivariograma por kriging ordinario, función Gauss con anisotropía, para la variable Pcpa, con un $C_0 = 0,042447$ una meseta de $0,04808$ y un valor de $h = 4208,6$ m y $3211,6$ m de alcance.



A



B



C

Figura 4.4.19. Semivariograma por kriging ordinario, función Gauss con anisotropía, para la variable Pcapa. **A:** considerando la anisotropía en todas las direcciones. **B:** en la dirección de 19.9°. **C:** elipse de anisotropía y ángulo de 19.9°, respecto del N.

En cuanto a la representación de los mapas de isovalores por los distintos métodos de interpolación, se reflejan en la Fig. 4.4.20 y Fig. 4.4.21, con sus correspondientes rangos.

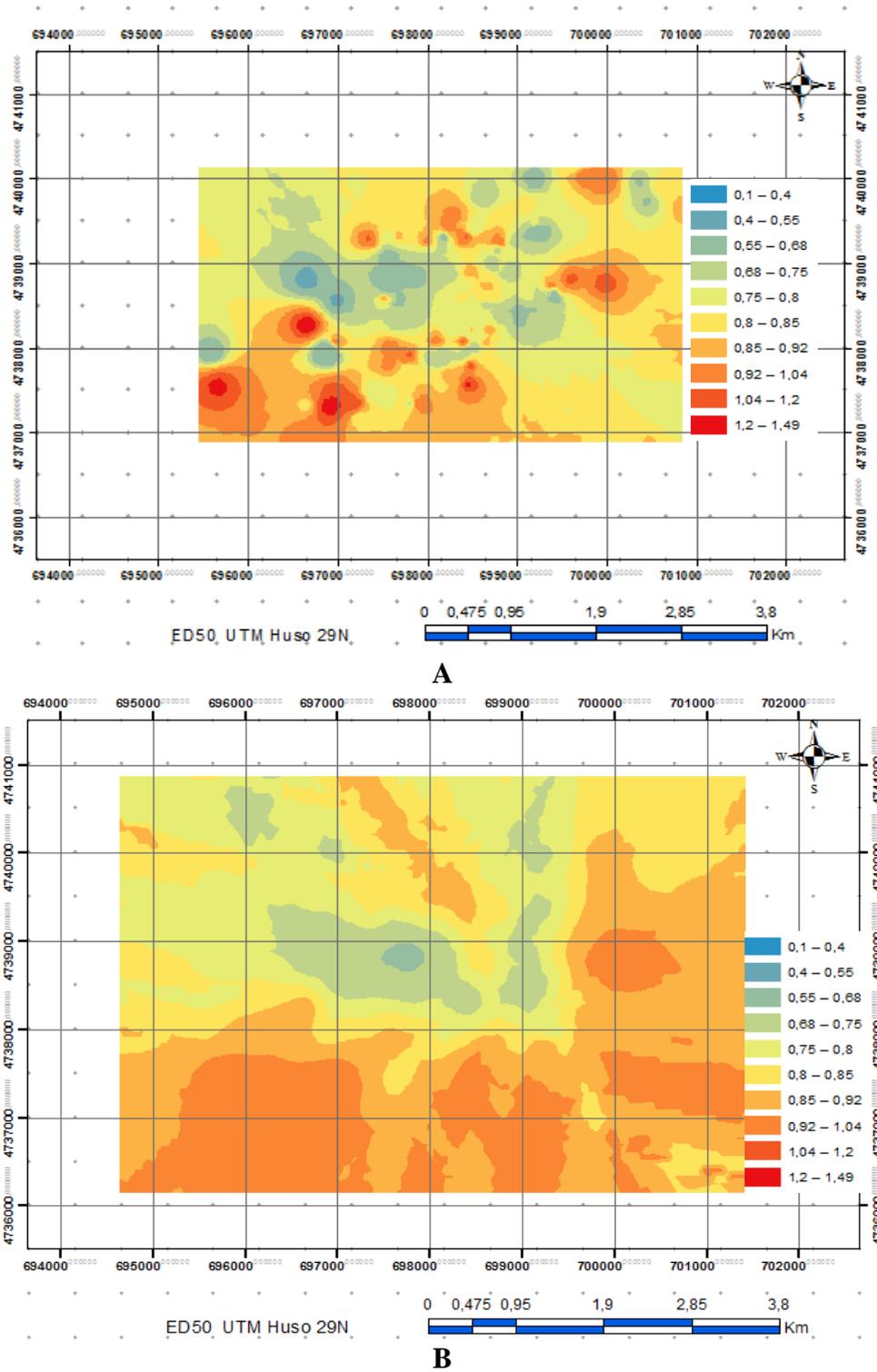
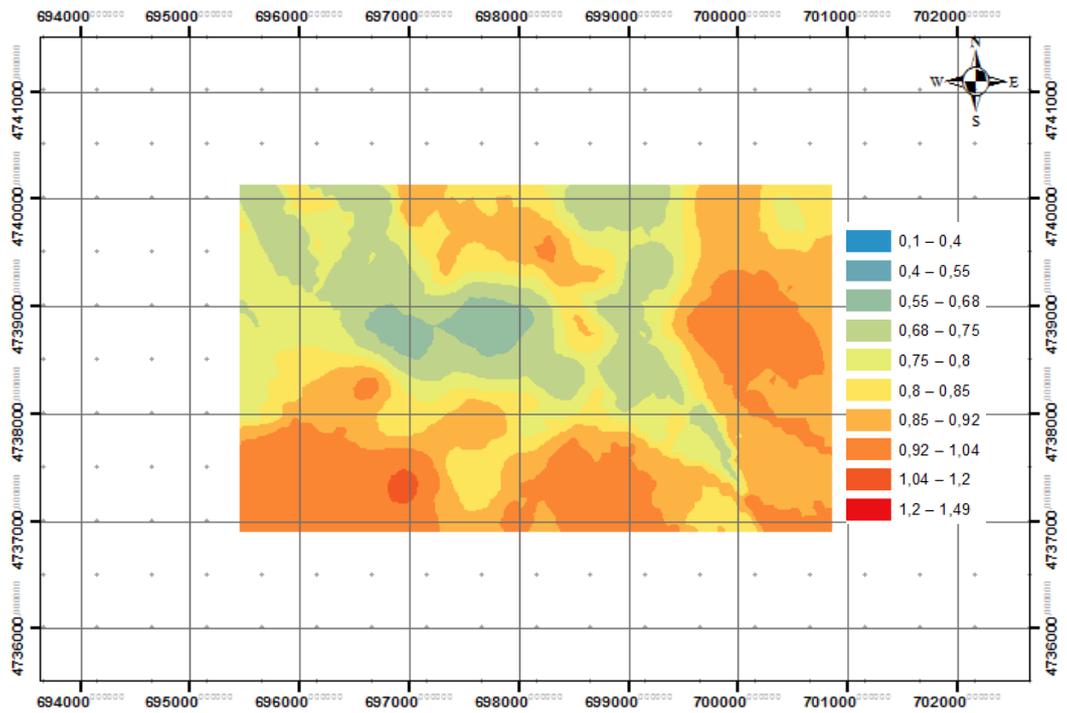
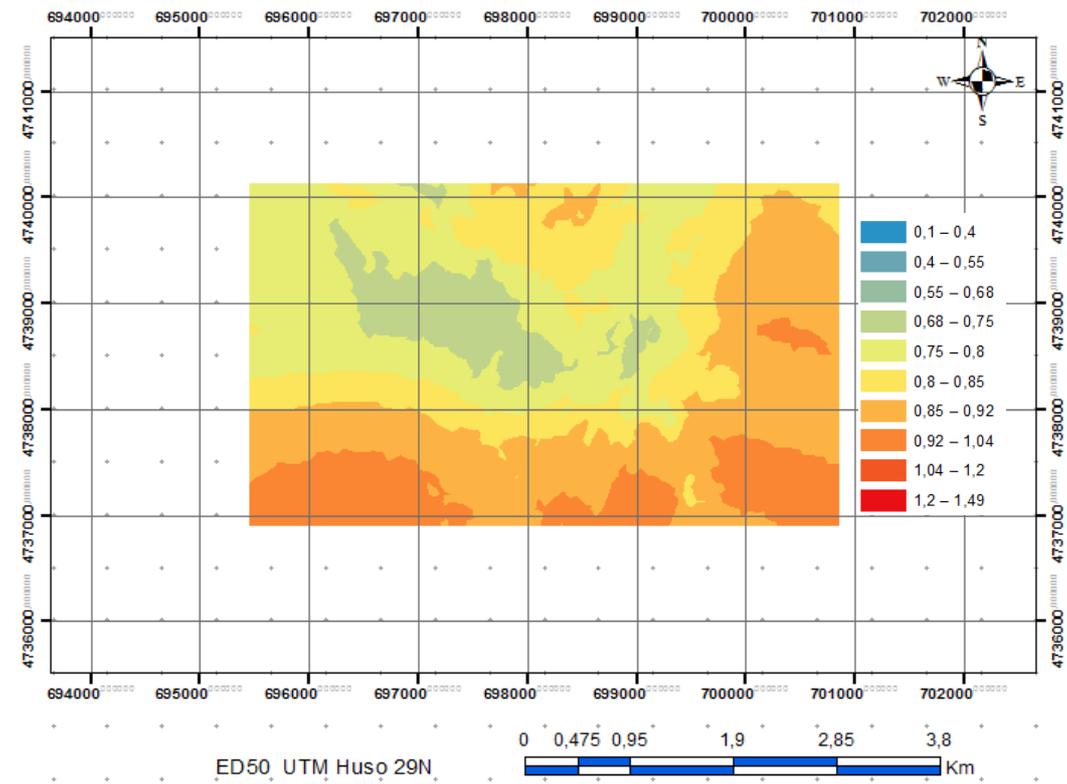


Figura 4.4.20. Mapa de isovalores. A: interpolación Inverso de la distancia ponderada. B: kriging ordinario, función modelo Esférico con anisotropía. Variable Pcpa.



A



B

Figura 4.4.21. Mapa de isovalores. A: kriging ordinario, función exponencial con anisotropía. B: kriging ordinario, función Gauss con anisotropía. Variable Pcpa.

Los mapas de isovalores de la predicción de errores estándar, en los distintos supuestos de kriging, se reflejan en las Fig. 4.4.22 y Fig. 4.4.23, con sus correspondientes rangos.

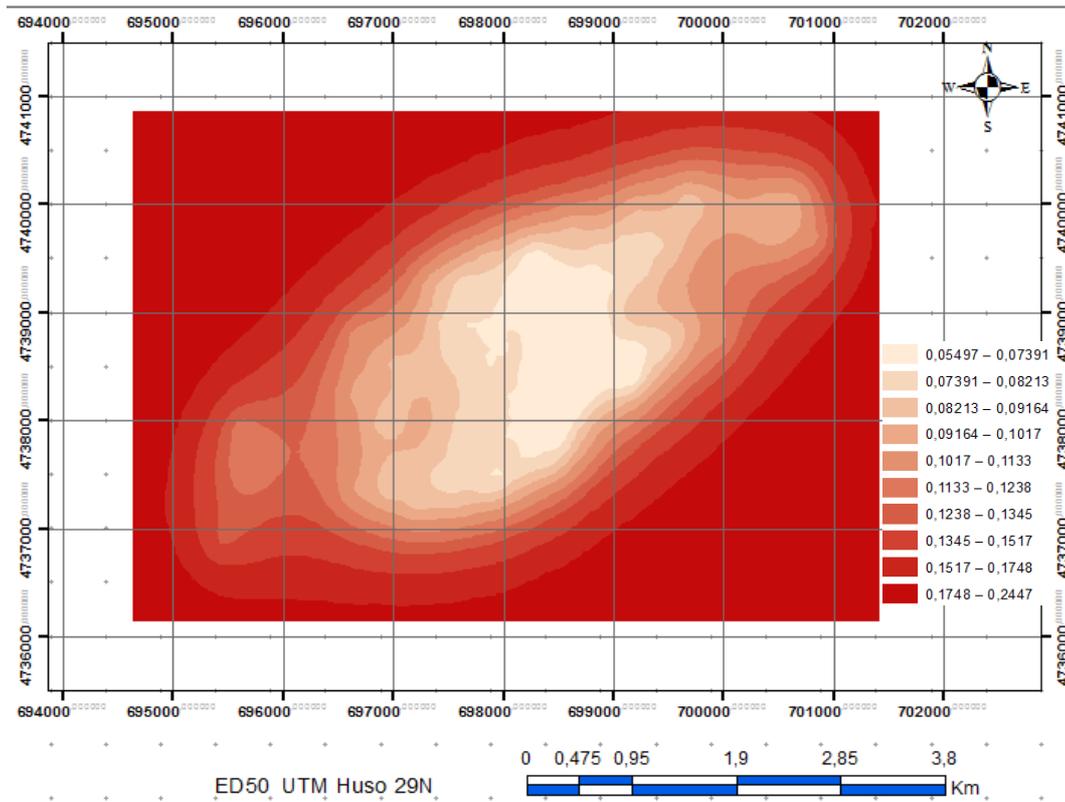


Figura 4.4.22. Mapa de predicción de errores estándar interpolación por Kriging Ordinario, Función Esférico con anisotropía. Variable Pcpa.

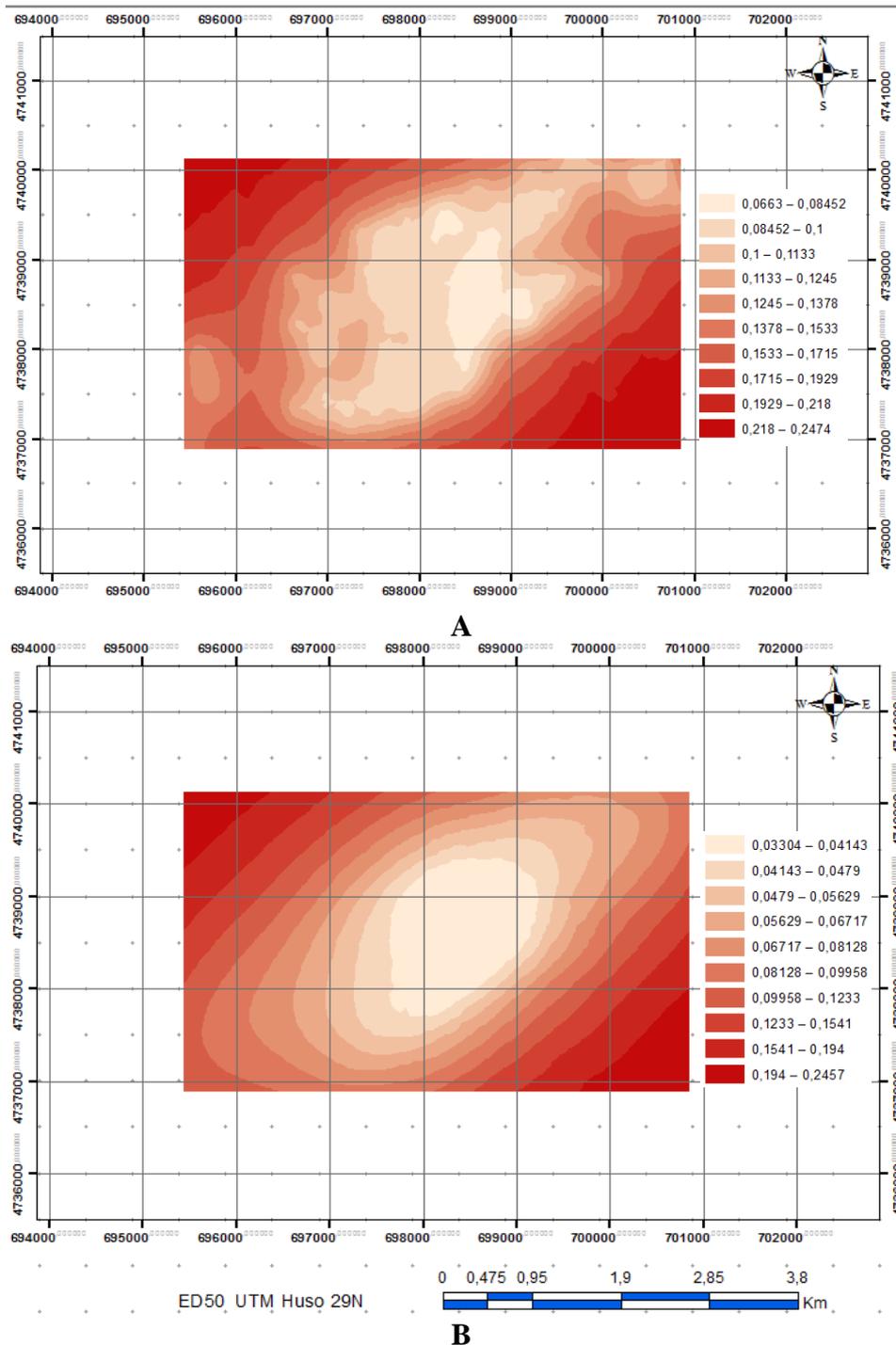
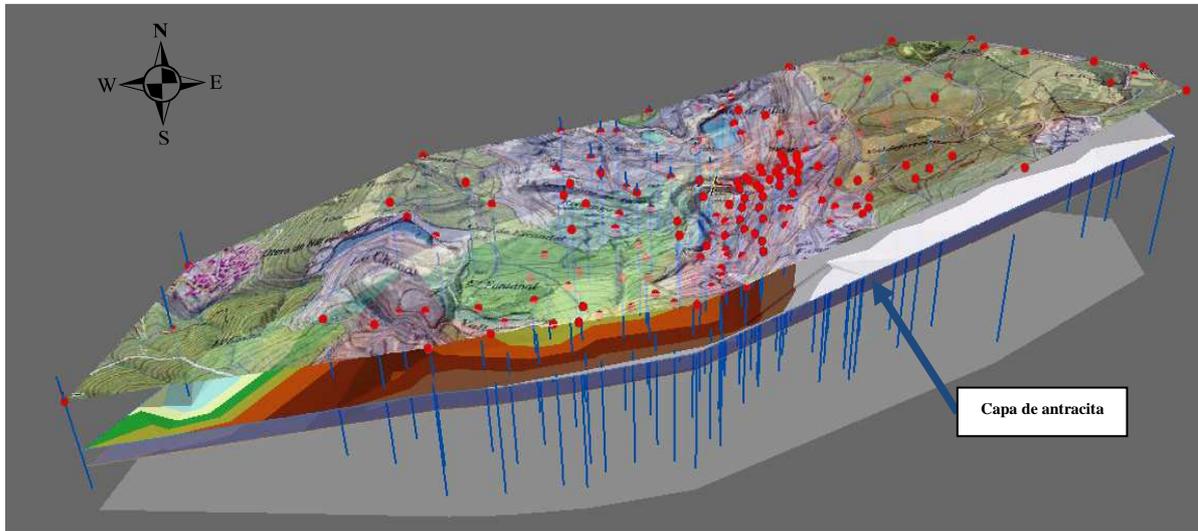


Figura 4.4.23. Mapa de predicción de errores estándar. A: interpolación por Kriging Ordinario, Función Exponencial con anisotropía. B: interpolación por Kriging Ordinario Función Gauss con anisotropía. Variable Pcpa.

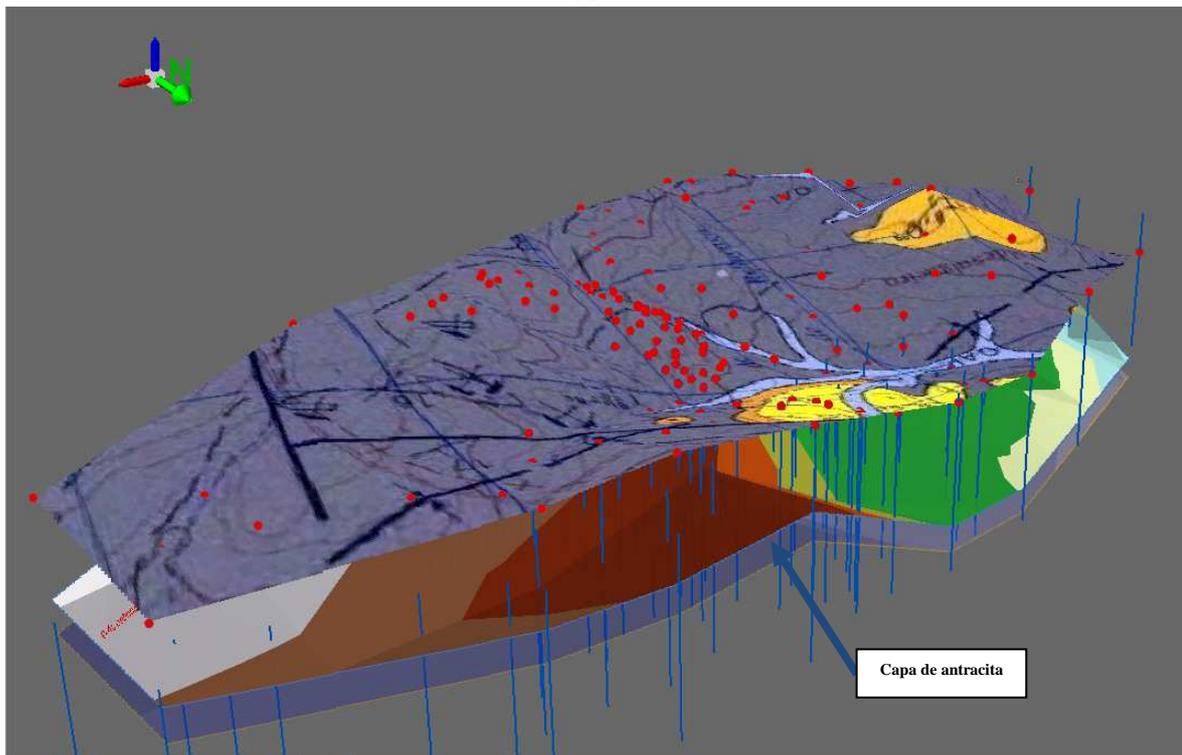
En función de los estadísticos de comparación establecidos, se ha elegido el modelo de interpolación de Kriging Ordinario, función esférico con anisotropía.

Una representación espacial de la capa de antracita de estudio, consecuencia de las superficies TIN de las cotas de techo y de muro de la capa de carbón y de las cotas de

superficie de los sondeos, es la Fig. 4.4.24, donde los puntos en rojo son los puntos de embocadura de los sondeo:



A



B

Figura 4.4.24. Representación georeferenciada con sus valores de variables, Z_s en superficie, Z_t , Z_m . A: vista S-N. En superficie mapa de situación geográfica del terreno. En gris plano horizontal en cota de 550 m; B: vista N-S y en superficie, mapa geológico zona de investigación, con visualización de fallas y un sinclinal.

Del análisis para la variable Mjul, obtenemos la tabla 4.4.8.

Tabla 4.4.8: Características de los valores, variable Mjul, explotación real.

Variante de estudio	Estimación Interpolación	Media. M	Media cuadrática. RMS	Promedio estandar	Media estandarizada MS	Raíz del error medio cuadrático estandarizado RMSS
Mjul	Kriging Ordinario esférico anisotropía	-0.0005159	0.210358	0.167925	-0.003522	1.22641
	Kriging Ord. exponencial anisotropía	-0.0002994	0.21129	0.163332	-0.002629	1.25755
	Kriging Ord. Gaussiano anisotropía	-0.0009134	0.208206	0.18144	-0.004781	1.13816

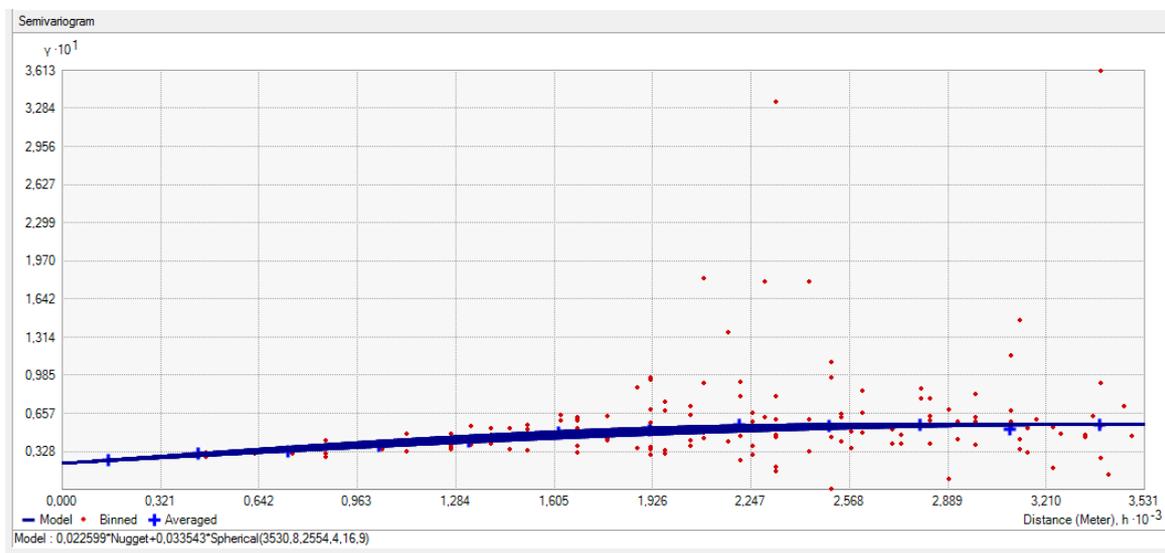


Figura 4.4.25. Semivariograma por kriging ordinario, función modelo esférico con anisotropía, para la variable Mjul.

En función de los estadísticos de comparación establecidos, se ha elegido el modelo de interpolación de Kriging Ordinario, función esférico con anisotropía.

El mapa de isovalores y de la predicción de errores estándar, para la variable Mjul, se reflejan en la Fig. 4.4.26, con sus correspondientes rangos.

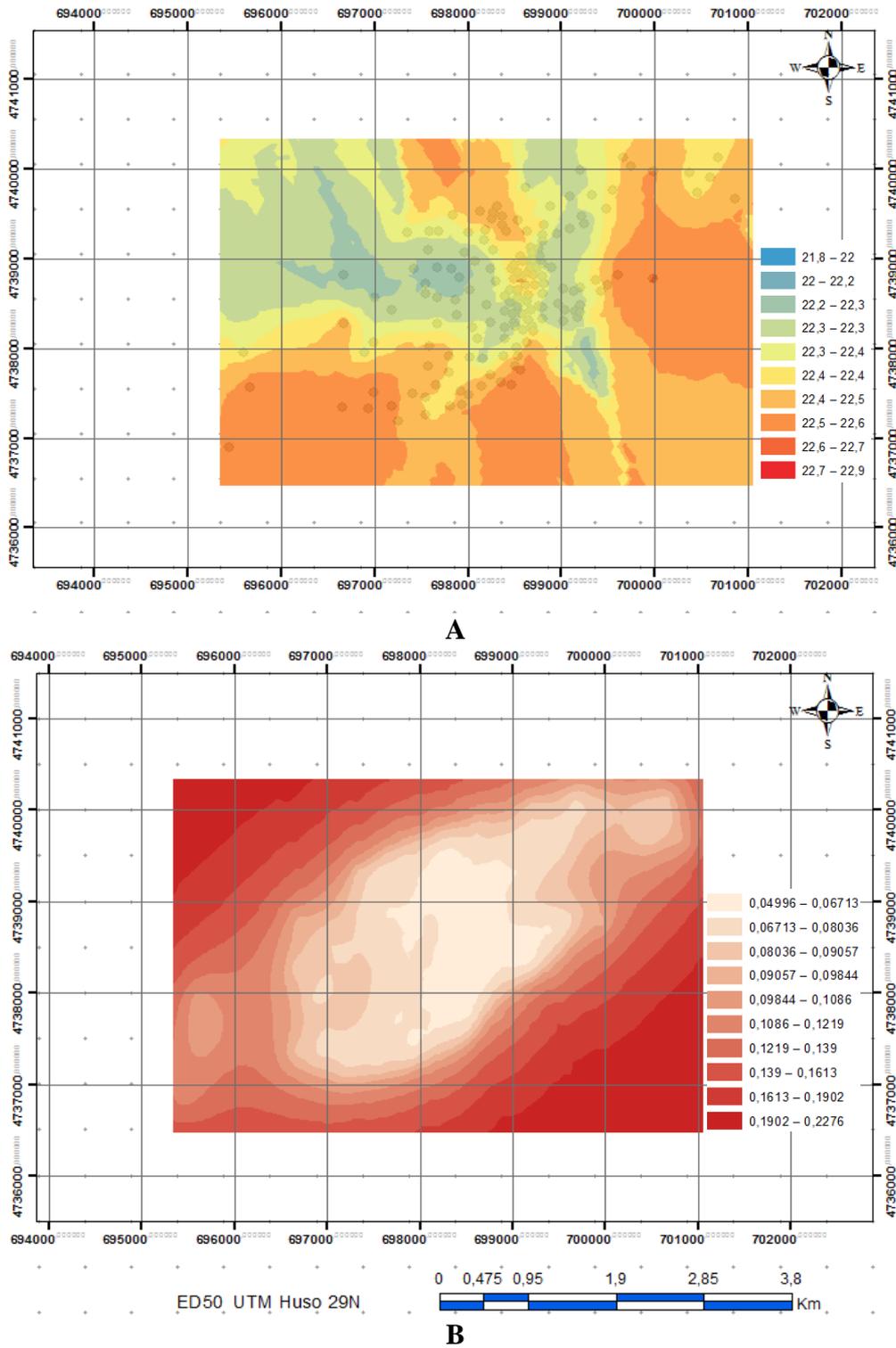


Figura 4.4.26. A: Mapa de isovalores, por kriging ordinario, función modelo Esférico con anisotropía. B: Mapa de predicción de errores estándar. Variable Mj_{ul}.

Del análisis para la variable Az, obtenemos la tabla 4.4.9.

Tabla 4.4.9: Características de los valores, de la variable Az, explotación real.

Variable de estudio	Estimación Interpolación	Media. M	Media cuadrática. RMS	Promedio estandar	Media estandarizada MS	Raíz del error medio cuadrático estandarizado RMSS
Az	Kriging Ordinario esférico anisotropía	-0.0003089	0.08688	0.072792	-0.003829	1.17442
	Kriging Ord. exponencial anisotropía	-0.0000537	0.08751	0.06981	-0.001174	1.22455
	Kriging Ord. Gaussiano anisotropía	-0.0007258	0.08676	0.07631	-0.009012	1.12907

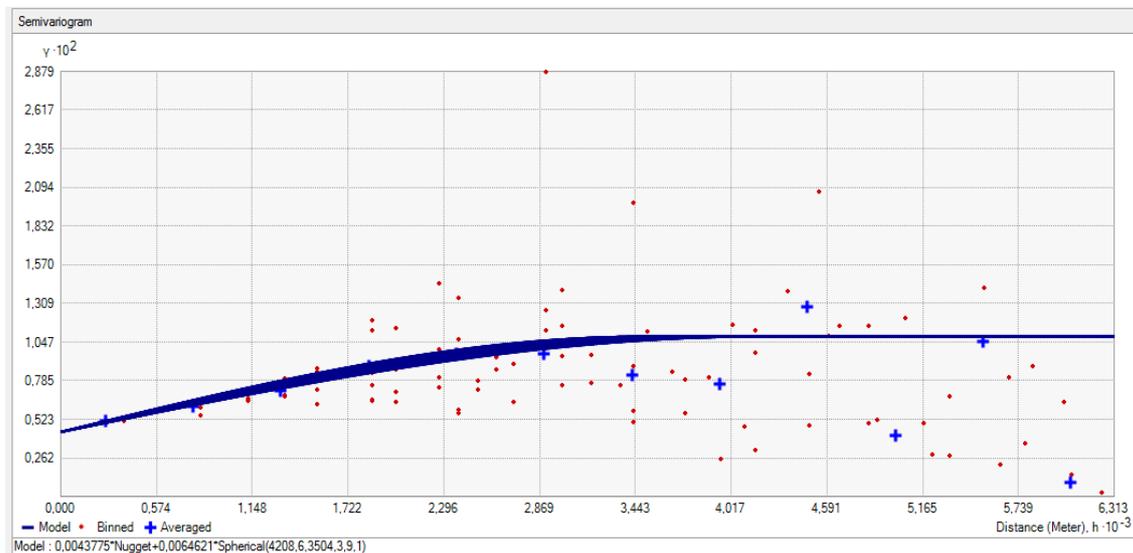
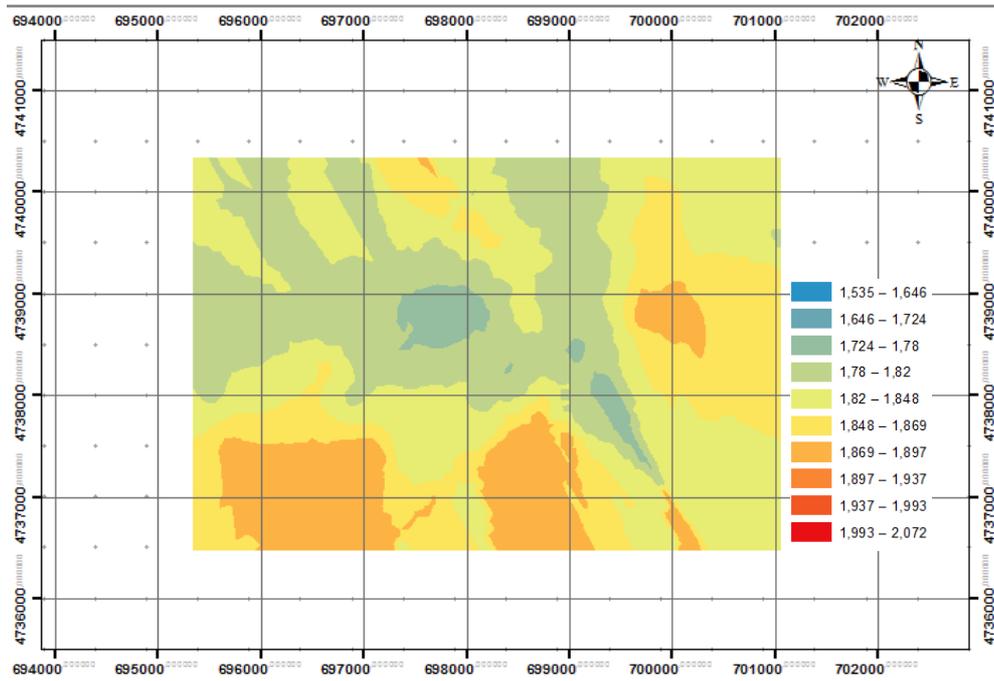


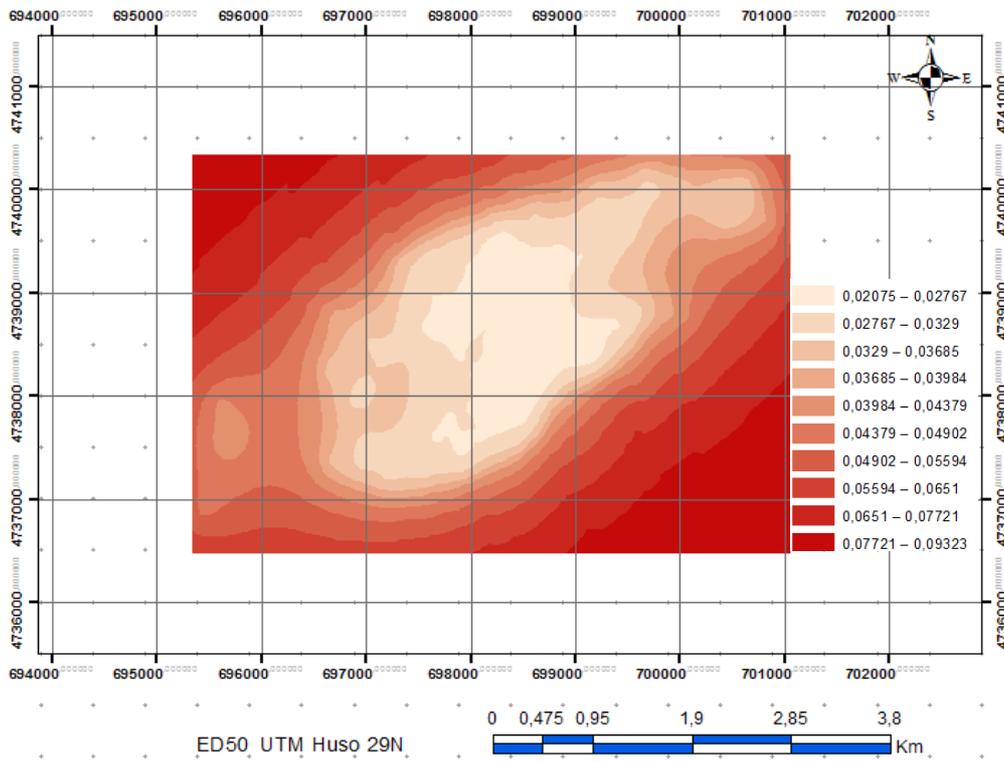
Figura 4.4.27. Semivariograma por kriging ordinario, función modelo esférico con anisotropía. Variable Az.

En función de los estadísticos de comparación establecidos, se ha elegido el modelo de interpolación de Kriging Ordinario, función esférico con anisotropía.

El mapa de isovalores y de la predicción de errores estándar, para la variable Az, se reflejan en el mapa de la Fig. 4.4.28, con sus correspondientes rangos.



A



B

Figura 4.4.28. A: Mapa de isovalores, por kriging ordinario, función modelo Esférico con anisotropía. B: Mapa de predicción de errores estándar. Variable Az.

Del análisis para la variable Ce, obtenemos la tabla 4.4.10.

Tabla 4.4.10: Características de los valores, de la variable Ce en la antracita, explotación real.

Variante de estudio	Estimación Interpolación	Media. μ	Media cuadrática. RMS	Promedio estandar	Media estandarizada MS	Raíz del error medio cuadrático estandarizado RMSS
Ce	Kriging Ordinario esférico anisotropía	0.020414	2.28179	1.97520	0.010686	1.140025
	Kriging Ord. exponencial anisotropía	0.0109468	2.310458	2.03531	0.005656	1.120512
	Kriging Ord. Gaussiano anisotropía	0.025347	2.292118	1.989095	0.013347	1.135181

En función de los estadísticos de comparación establecidos, se ha elegido el modelo de interpolación de Kriging Ordinario, función Gauss con anisotropía.

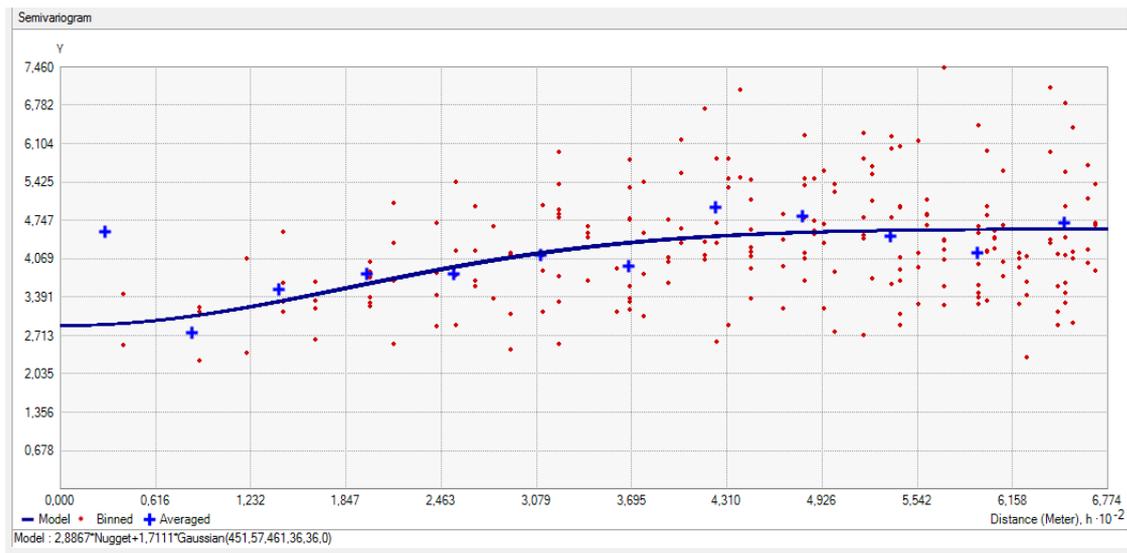
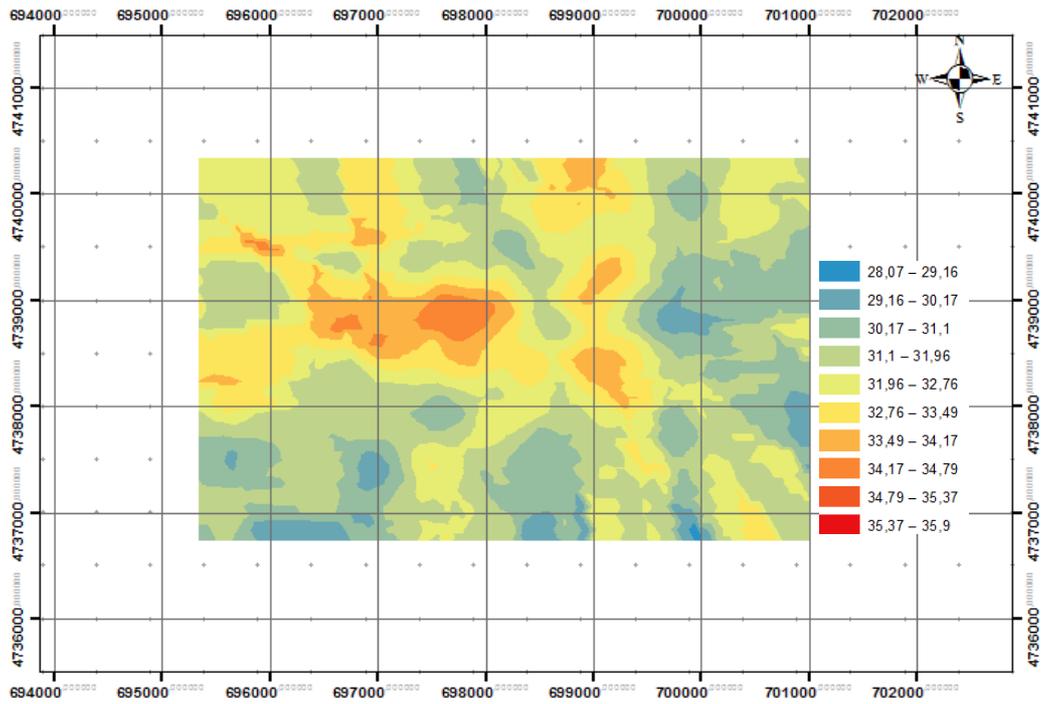
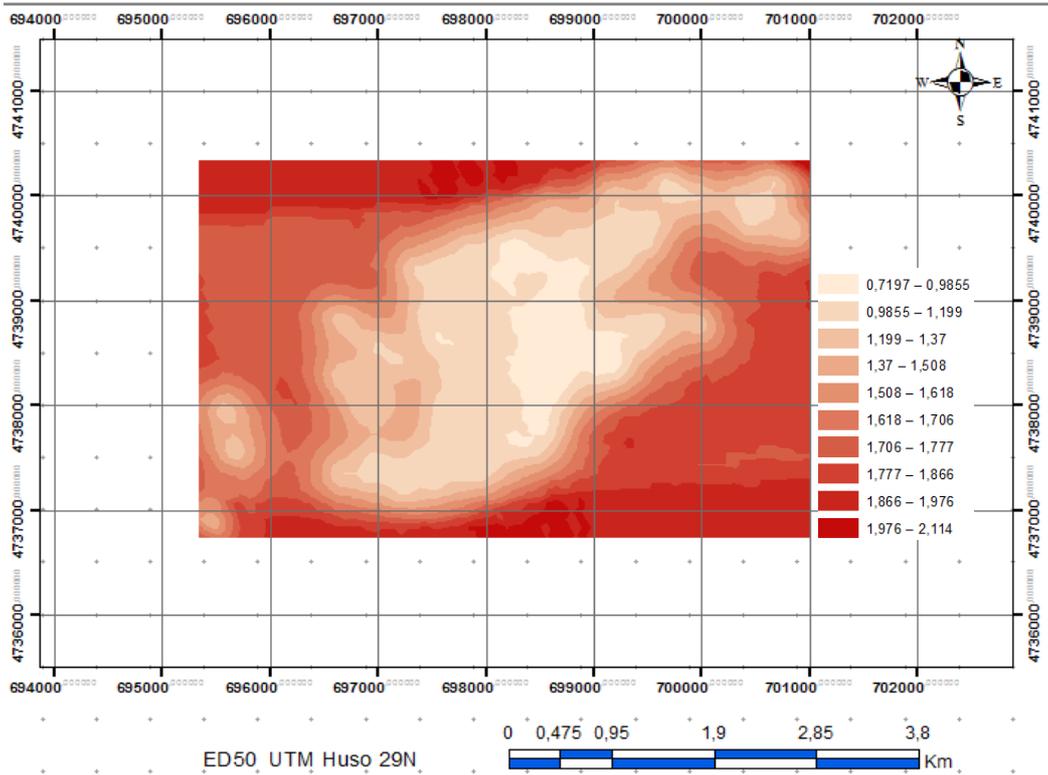


Figura 4.4.29. Semivariograma por kriging ordinario, función modelo Gaussiano con anisotropía, para la variable Ce.

El mapa de isovalores y de la predicción de errores estándar, para la variable Ce, se refleja en el mapa de la Fig. 4.4.30, con sus correspondientes rangos.



A



B

Figura 4.4.30. A: Mapa de isovalores, por kriging ordinario, función modelo Gauss con anisotropía. B: Mapa de predicción de errores estándar. Variable Ce.

4.4.6 Análisis multivariante.

Del análisis de las Varianzas&Covarianzas y de las correlaciones de las variables de estudio, lleva a considerar la posibilidad de obtener información mediante funciones de regresión, allí donde exista correlación entre las citadas variables, y obtener datos de variables en función de las correlacionadas.

Del estudio de las variables, coordenadas **X** e **Y** de los sondeos, **Zs**, **Zt**, **Zm**, **Pcapa**, **Mjul**, **Az**, **Ce**, de la explotació real se obtienen los siguientes resultados:

Tabla 4.4.11: Matriz de varianzas & covarianzas.

	X	Y	Zs	Pcapa	Mjul	Az	Ce	Zt	Zm	
S	X	742644,860	353158,2	28709,79	-8,4064	-3,3797	-1,581	13,2023	52567,15	52544,24
	Y	353158,200	721506,0	-6578,995	-10,7365	-8,3543	-3,468	41,8980	-5930,273	-5946,095
	Zs	28709,799	-6578,995	3585,600	0,8396	1,0328	0,3901	-13,283	4946,159	4942,373
	Pcapa	-8,4064	-10,7365	0,8396	0,0555	0,0470	0,0194	-0,5178	0,9157	0,8585
	Mjul	-3,3797	-8,3543	1,0328	0,0470	0,0411	0,0164	-0,4489	1,2706	1,2219
	Az	-1,5810	-3,4683	0,3901	0,0194	0,0164	0,0071	-0,1830	0,4479	0,4280
	Ce	13,2023	41,898	-13,2831	-0,5178	-0,4489	-0,183	5,3538	-18,4314	-17,899
	Zt	52567,1550	-5930,273	4946,159	0,9157	1,2706	0,4479	-18,431	8424,895	8419,663
	Zm	52544,2441	-5946,095	4942,373	0,8585	1,2219	0,4280	-17,899	8419,663	8414,511

Tabla 4.4.12: Matriz de Correlaciones entre las variables.

	X	Y	Zs	Pcapa	Mjul	Az	Ce	Zt	Zm	
R	X	1	0,4825	0,5564	-0,0414	-0,0193	-0,0217	0,0066	0,6646	0,6647
	Y	0,4825	1	-0,129	-0,0537	-0,0485	-0,0483	0,0213	-0,0761	-0,0763
	Zs	0,5564	-0,129	1	0,0595	0,0851	0,0771	-0,0959	0,8999	0,8998
	Pcapa	-0,0414	-0,053	0,0595	1	0,9848	0,9767	-0,9502	0,0424	0,0397
	Mjul	-0,0193	-0,048	0,0851	0,9848	1	0,9575	-0,9572	0,0683	0,0657
	Az	-0,0217	-0,048	0,0771	0,9767	0,9575	1	-0,9353	0,0577	0,0552
	Ce	0,0066	0,0213	-0,0959	-0,9502	-0,9572	-0,9353	1	-0,0868	-0,0843
	Zt	0,6646	-0,076	0,8999	0,0424	0,0683	0,0577	-0,0868	1	1,0000
	Zm	0,6647	-0,076	0,8998	0,0397	0,0657	0,0552	-0,0843	1,0000	1

De la matriz de correlaciones, se concluye que en el conjunto de las variables Pcapa, Mjul, Az y Ce, existe una gran correlación próximo a +1 (tendencia creciente) y -1 (tendencia decreciente).

Las Fig. 4.4.31 y Fig. 4.4.32, son representaciones espaciales de los planos de regresión entre variables correlacionadas.

Plano de Regresión lineal medio

$$Az = 0.310226284 * x - 0.81597189 * e^{-2} * y - 4.8592782$$

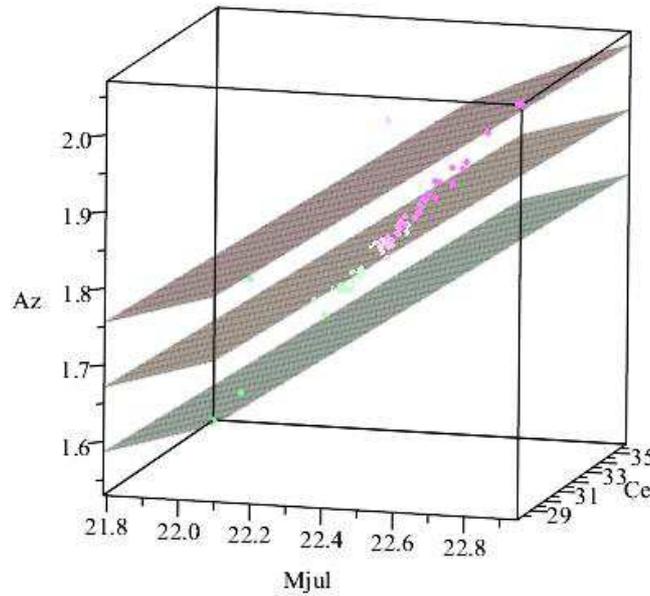


Figura 4.4.31. Representación de la correlación entre el Az en la antracita, y las variables relacionadas Mjul y Ce, con dos planos paralelos al plano medio de regresión, en una posición $s = \pm 0.084544$, para la variable Az.

Plano de Regresión lineal medio

$$Mjul = 0.447128 * x + 1.15018 * y + 19.9246$$

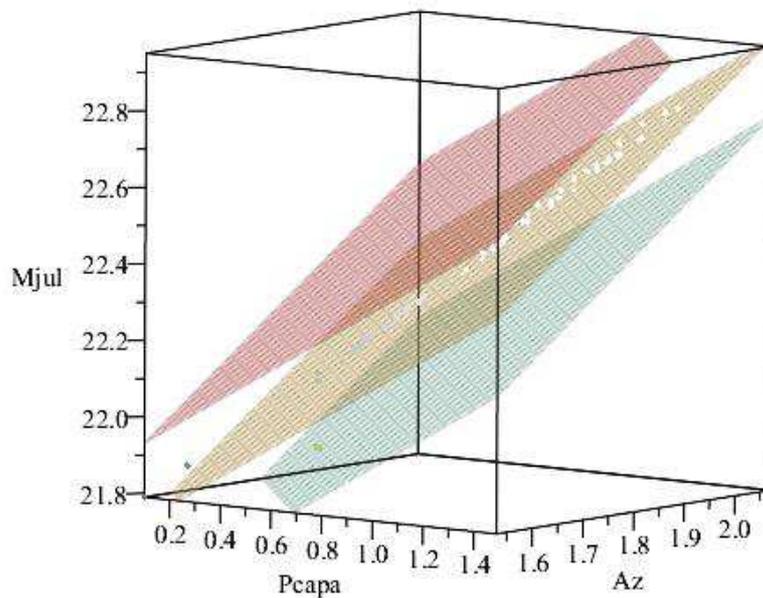


Figura 4.4.32. Representación de la correlación entre Mjul de la antracita, y las variables relacionadas, Pcapa y Az, con dos planos paralelos al plano medio de regresión, en una posición $s = \pm 0.2027$ para la variable Mjul.

4.4.7 Cálculo de Reservas de la capa.

Una vez realizada, la validación cruzada, del modelo de interpolación de Kriging Ordinario modelo esférico con anisotropía, se han creado las superficies TIN, que permiten determinar el área o dominio de estudio, y cubicación de la variable, potencia de la capa.

Tanto si se realiza el cálculo del área y volumen, para el TIN correspondiente a la potencia de la capa, como si se realiza el mismo cálculo entre las capas (TIN), capa de techo y capa de muro, el resultado para los 159 sondeos son los especificados en la tabla 4.4.13.

Tabla 4.4.13: Área y volumen para las reservas probadas, explotación real.

Área m ²	Volumen m ³
8.745.550	7.405.602

Teniendo en cuenta que la densidad media para esta antracita es de 1,75 Tm/m³, resulta un tonelaje de 12,96 10⁶ Tm, un ratio [Tm/m² = 1,482] y un ratio de [Tm/m³ = 1,75]. La potencia media de la capa resultante es de 0.846 m; este cálculo corresponde a las **reservas probadas** de la explotación real. Las Fig. 4.4.33 y Fig. 4.4.34, representan las superficies TIN de las variables, Pcapa, Zt y Zm.

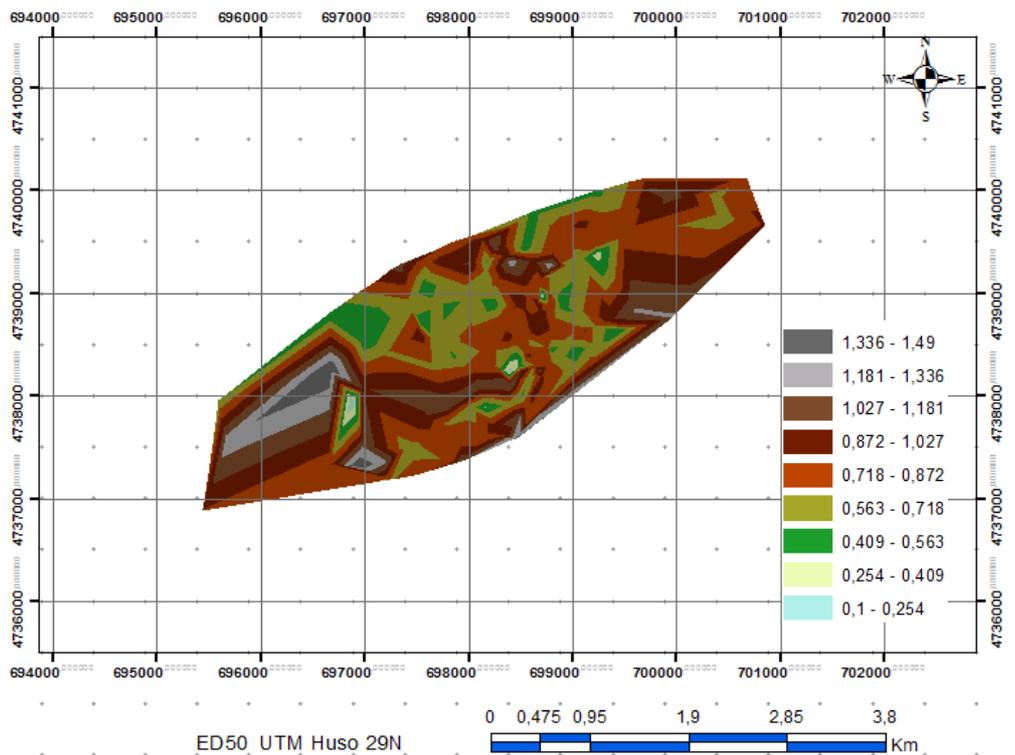
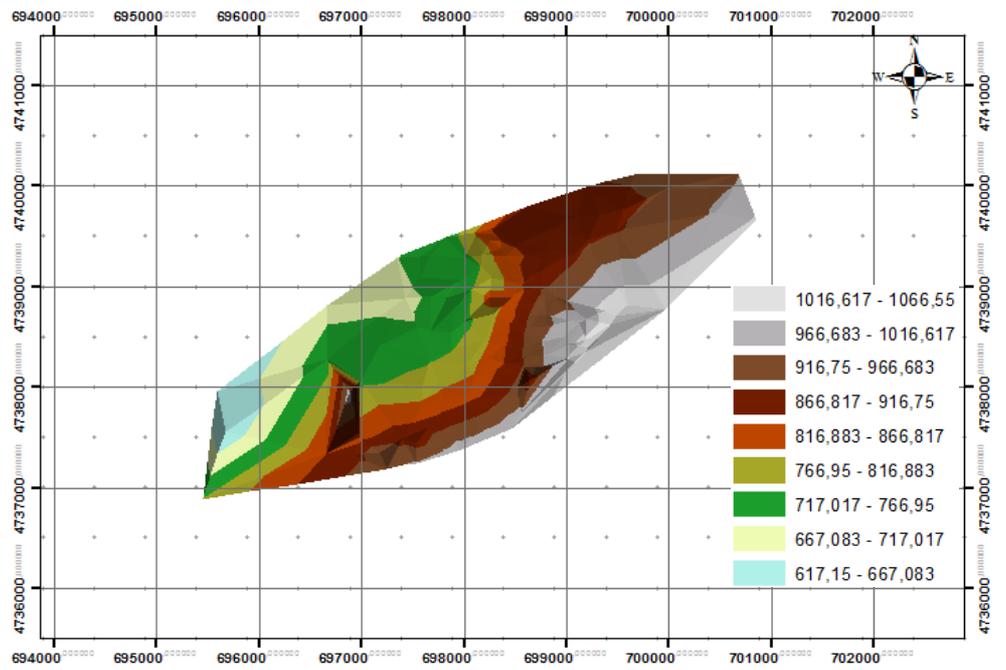
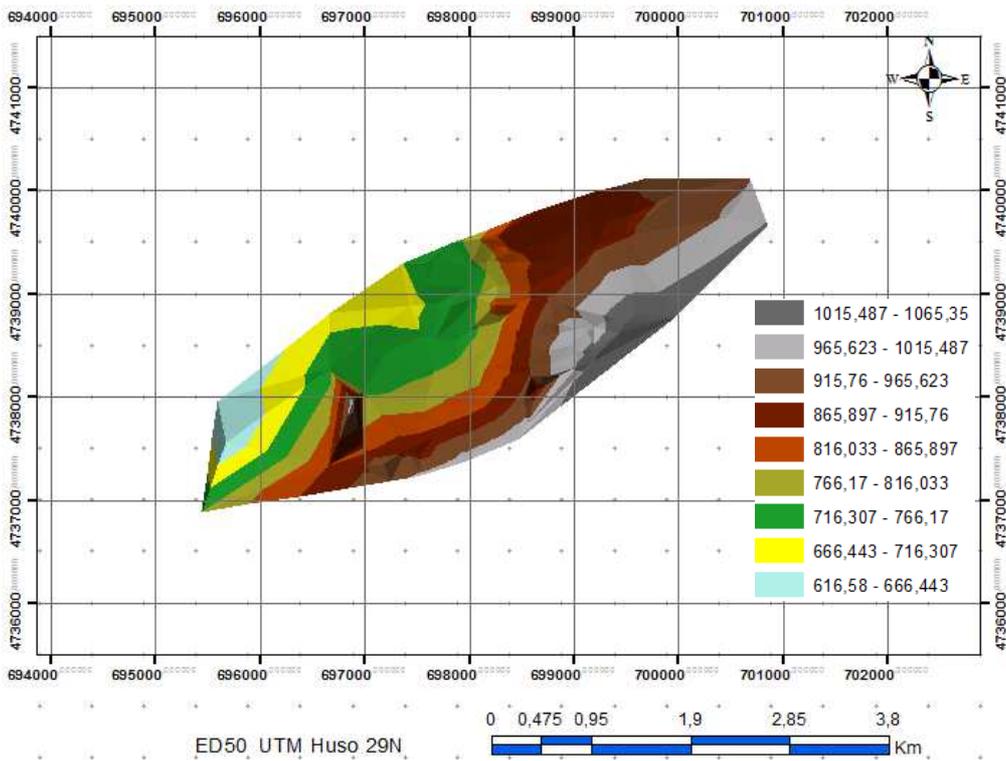


Figura 4.4.33. Superficie TIN, de la variable Pcapa, e isovalores.



A



B

Figura 4.4.34. A:Superficie TIN, de la variable Z_t . B: Superficie TIN, de la variable Z_m , con sus isovalores.

Para el cálculo de las reservas **probables**, se ha realizado una ampliación del contorno externo en base a una potencia de capa, mayor o igual a 0,4 m, lo que ha supuesto una anchura de banda de 200 m para calcular las reservas probables, tal como se refleja en la Fig. 4.4.35, con detalle de resultados, en tabla 4.4.14.

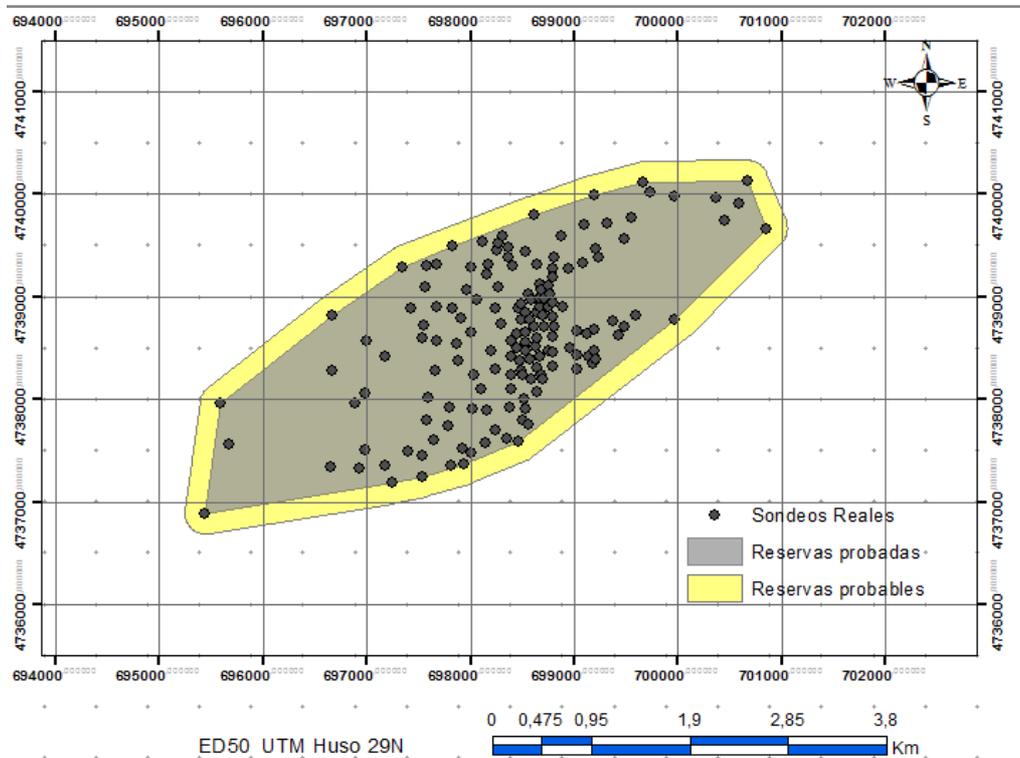


Figura 4.4.35. Ampliación del contorno externo en amarillo, para el cálculo de reservas probables.

Tabla 4.4.14: Área y volumen para las reservas probables, explotación real.

Área m ²	Volumen m ³
11.249.419	9.554.552

Teniendo en cuenta que la densidad media para esta antracita es de 1,75 Tm/m³, resulta un tonelaje de 16,72 · 10⁶ Tm, un ratio [Tm/m² = 1,486] y un ratio de [Tm/m³ = 1,75]. La potencia media de la capa resultante es de 0.849 m; este cálculo corresponde a las **reservas probables**.

Para el cálculo de las **reservas posibles**, se ha realizado una ampliación del contorno, en dirección S, S-E, donde la prolongación de la geología del Carbonífero Estefaniense, se hace continua y mejor explotable, por su mayor potencia de capa, y se ha establecido una anchura de banda de 200 m para calcular las reservas posibles, tal como se refleja en la Fig. 4.4.36 y detalle de resultados, en tabla 4.4.15.

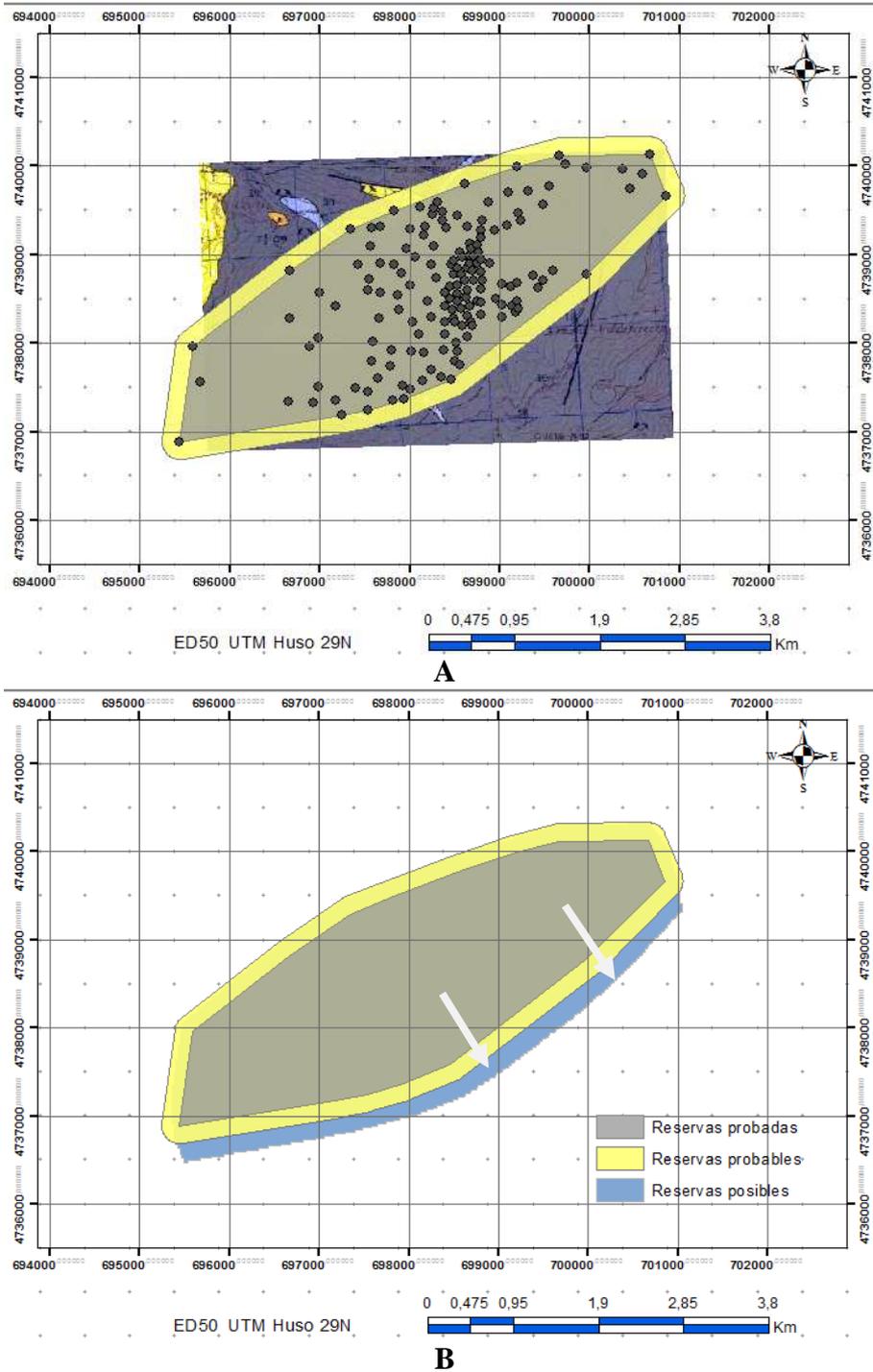


Figura 4.4.36. A: Zona de expansión dirección S, S-E, para el cálculo de reservas posibles. Leyenda mapa geológico de Figura 1.6; **B:** Ampliación del contorno externo en azul, para el cálculo de reservas posibles.

Tabla 4.4.15: Área y volumen para las reservas posibles, explotación real.

Área m ²	Volumen m ³
12.775.029	11.018.220

Teniendo en cuenta que la densidad media para esta antracita es de 1,75 Tm/m³, resulta un tonelaje de $19,28 \cdot 10^6$ Tm, un ratio $[Tm/m^2 = 1,509]$ y un ratio de $[Tm/m^3 = 1,75]$. La potencia media de la capa resultante es de 0.862 m; este cálculo corresponde a las **reservas posibles**.

Se resume los datos anteriores, en la tabla 4.4.16.

Tabla 4.4.16: Resumen del cálculo de reserva, explotación real.

RESERVAS	Superficie m ²	Volumen m ³	Tm	Tm/m ²	Tm/m ³	Media Pcapa m
Probadas	8.745.550	7.405.602	12,96 10 ⁶	1,482	1,75	0,846
Probables	11.249.419	9.554.552	16,72 10 ⁶	1,486	1,75	0,849
Posibles	12.775.029	11.018.220	19,28 · 10 ⁶	1,509	1,75	0,862

5 ANÁLISIS DE RESULTADOS

Dentro de los cálculos realizados aparte de la evaluación de reservas, se ha hecho la medición de la profundidad al techo de la capa, en cada una de las hipótesis planteadas, y que están recogidas en la variable, **Prof_A_Techo** (profundidad en m desde la embocadura del sondeo en la superficie del terreno, hasta la capa del techo de la antracita), según se detalla en cada una de las bases de datos, y que ha permitido analizar la optimización en la realización de los sondeos, para unos resultados, que son equivalentes, en cuanto a la evaluación de reservas, a los ejecutados en una explotación real, con unas perforaciones indiscriminadas.

El resumen de los m perforados, hasta la consecución de la capa de techo, deducidos de las distintas bases de datos obtenidas, y el ahorro en cada hipótesis, considerando un precio medio estimado por metro lineal de perforación con recuperación de testigo, de 120 €, se detalla en la tabla 5.1.

Tabla 5.1: Resumen de m de perforación y ahorro de cada supuesto de investigación.

	Nº de sondeos	Total profundidad a techo de capa (m)	Coste total de perforación €.	Ahorro en Euros
Explotación real	159	10.099	1.211.868	-
Hipótesis 1	69	5.866	703.947	- 507.921
Hipótesis 2	79	6.758	810.920	- 400.948
Hipótesis 3	52	4.139	496.716	- 715.152

La optimización en la ejecución de los sondeos, considerando la hipótesis 3, refleja un ahorro económico de 715.152 € (setecientos quince mil ciento cincuenta y dos Euros), obteniendo unos resultados de cálculo de reservas equivalentes, a la explotación real con sondeos indiscriminados.

En cuanto a la evaluación de reservas para cada hipótesis planteada, así como de la explotación real, se detallan los resultados en la tabla 5.2.

Tabla 5.2: Sinopsis de resultados en la evaluación global de reservas.

Explotación Real	Área m²	Volumen m³	Toneladas	Pcapa media (m)	Ratio Tm/m²	CV Pcapa
Probadas	8.745.550	7.405.602	12.959.884	0,846	1.482	0.29507
Probables	11.249.419	9.554.552	16.720.466	0,849	1.486	
Posibles	12.775.029	11.018.220	19.281.885	0,862	1.509	
Hipótesis 1						
Probadas	9.102.940	7.579.040	13.263.320	0,832	1.457	0.10736
Probables	10.374.779	8.646.036	15.130.563	0,833	1.458	
Posibles	11.407.331	9.570.102	16.747.679	0,838	1.468	
Hipótesis 2						
Probadas	9.468.722	7.776.104	13.608.182	0.821	1.437	0.13281
Probables	12.166.712	10.063.990	17.611.983	0.827	1.448	
Posibles	13.312.232	11.126.816	19.471.928	0.836	1.463	
Hipótesis 3						
Probadas	10.160.433	8.431.348	14.754.859	0.830	1.452	0.12236
Probables	12.782.648	10.669.231	18.671.154	0.835	1.461	
Posibles	13.670.245	11.488.448	20.104.784	0.840	1.471	

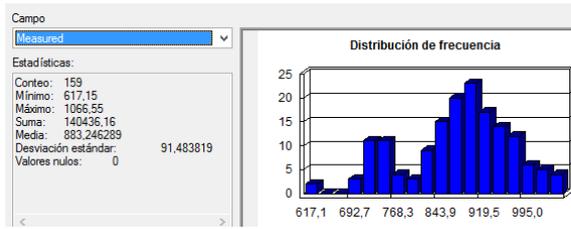
La potencia media de la capa de cada hipótesis es muy similar a la obtenida de los sondeos de la explotación real, y los coeficientes de variación de la potencia de la capa son más representativos en las distintas hipótesis por su menor valor, siendo sus valores menores que 0,3 valor óptimo tomado por convención.

En los cálculos, realizados con la validación cruzada final del kriging, para las cotas de techo (isohipsas), como de las cotas de muro (isóbatas), así como de cualquier otra variable de estudio, se deberá tener en cuenta, cuando hacemos los TIN las siguientes observaciones:

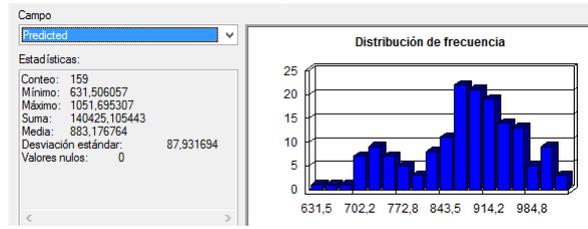
- Que el rango de valor de las variables de estudio, deben estar comprendidos entre los valores máximos y mínimos de la variable de partida (experimental).
- Los valores obtenidos en la tabla de atributos, resultado de la validación cruzada, deben tener una media similar a la experimental, aunque la desviación estándar sea menor que la que tiene la variable experimental.
- Una operativa de buena práctica, es analizar tanto los datos experimentales y los obtenidos en la validación cruzada, respecto de la bisectriz del cuadrante obtenido en el QQPlot, (diagrama del quantile-quantile QQ) que se utiliza para comparar la distribución de los datos respecto una distribución normal estándar, que proporciona otra medida de su normalidad. Los puntos más cercanos a la línea recta, bisectriz del cuadrante (45°) del gráfico, son datos de la muestra que siguen una distribución normal.

Varios resultados de estas observaciones se detallan en la Fig. 5.1 y Fig. 5.2.

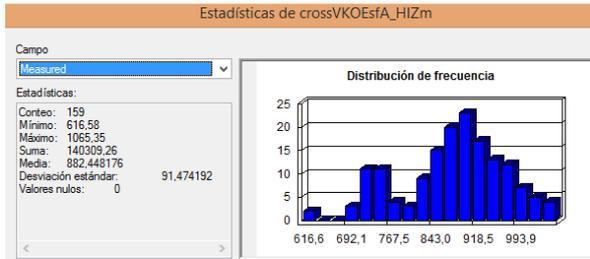
Valor experimental, variable Zt



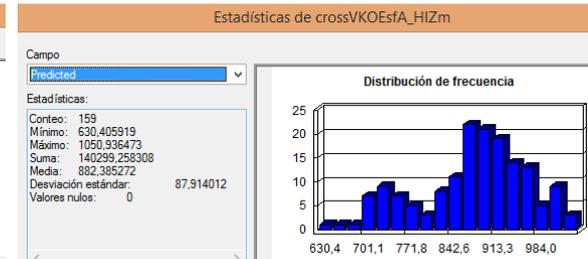
Valores de la validación cruzada del Kriging de la variable Zt



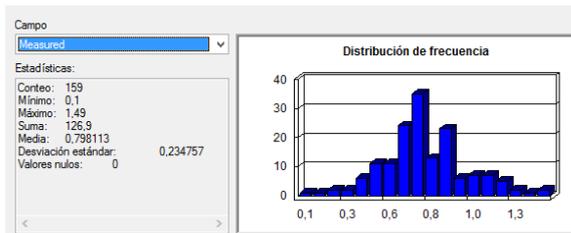
Valor experimental, variable Zm



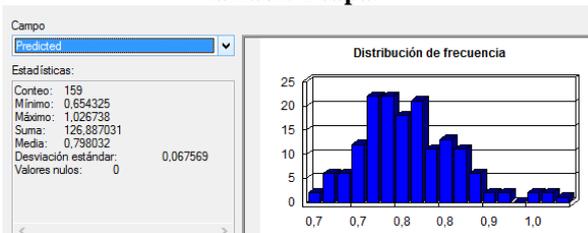
Valores de la validación cruzada del Kriging de la variable Zm



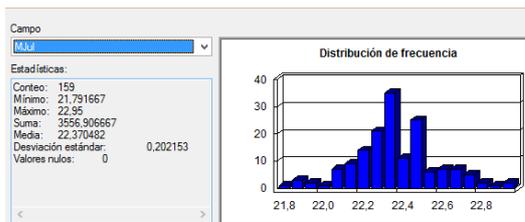
Valor experimental, variable Pcpa



Valores de la validación cruzada del Kriging de la variable Pcpa.



Valor experimental, variable Mjul.



Valores de la validación cruzada del Kriging de la variable Mjul.

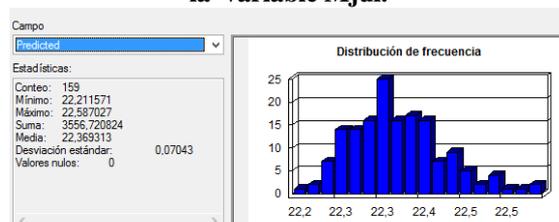
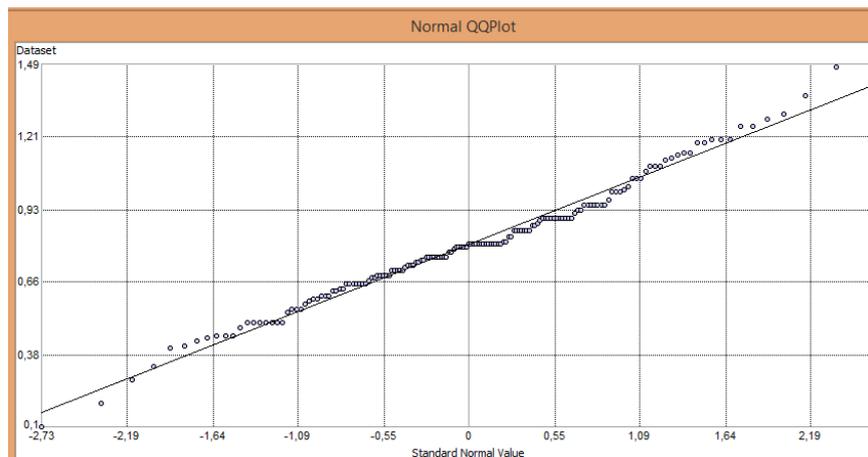
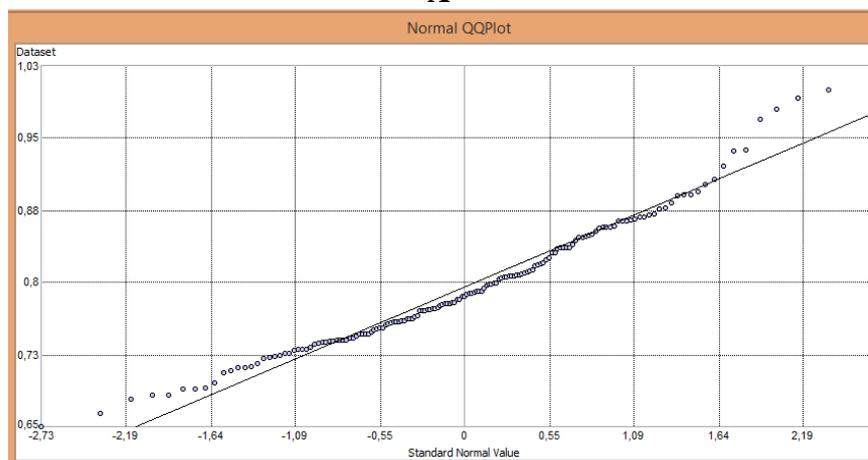


Figura 5.1. Valores experimentales de distintas variables y sus valores en la validación cruzada.



A



B

Figura 5.2. Normal QPlot. A: Valores experimentales variable Pcapa. B: Resultado de la validación cruzada.

Del estudio sobre la superficie de cálculo, en relación con otros programas a los utilizados en esta tesis, la superficie, la consideran rectangular $17.522.236 \text{ m}^2$ en base a las coordenadas máximas y mínimas (X,Y), en vez de tomar el dominio real o contorno del área de estudio de los sondeos $9.056.899 \text{ m}^2$, como se puede observar en la Fig. 5.3, correspondiente al estudio de los sondeos de la explotación real. Este análisis es de suma importancia ya que puede distorsionar la evaluación de reservas.

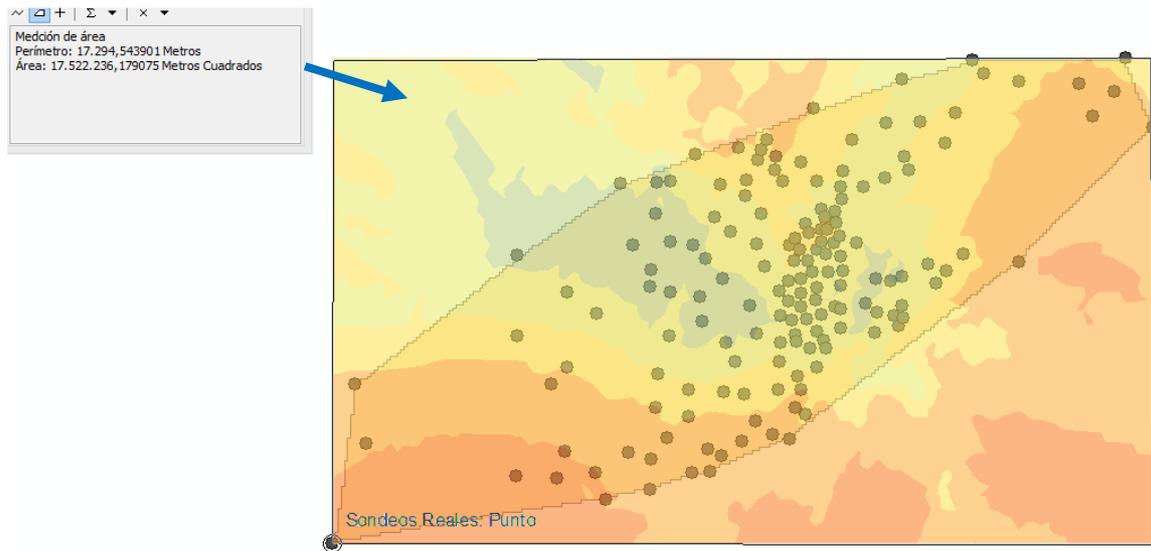


Figura 5.3. Superficie del dominio de los sondeos, y superficie rectangular de las coordenadas máximas y mínimas (X,Y), de los sondeos de la explotación real.



6 CONCLUSIONES E INVESTIGACIONES FUTURAS

Del estudio y los cálculos, realizados así como de las representaciones espaciales tridimensionales, podemos resumir las siguientes conclusiones:

1. Se ha realizado el estudio de los semivariogramas experimentales, que nos ha permitido en función de los alcances, elegir el tipo de mallado para los sondeos.
2. Se han creado los modelos de representación espacial tridimensional georeferenciada, de las embocaduras de los sondeos en superficie, con inclusión no sólo de sus variables, sino con una georeferenciación, del mapa geológico y del plano de ubicación real del terreno. La misma representación georeferenciada, se ha realizado con las capas de techo y de muro. Asimismo estos modelos nos permiten de forma interactiva, visualizar desde distintas vistas la estructura real del terreno y de la capa investigada, así como la forma que afecta en la capa a investigar, posibles fallas o sinclinales, consecuencia de la estructura geológica del terreno.
3. Una buena organización del mallado, previo a la evaluación de reservas, de acuerdo con la metodología realizada en la presente tesis mediante geoestadística multivariante, ha permitido una optimización en la realización de los sondeos.
4. El ahorro económico que se ha logrado, respecto de los metros de perforación, ha supuesto **715152 €** (setecientos quince mil ciento cincuenta y dos Euros), obteniendo unos resultados de cálculo de reservas por m², en la hipótesis 3, equivalentes al de la explotación real con sondeos indiscriminados.
5. Del estudio realizado a través de los TIN creados para las variables, cotas de techo y cotas de muro de la capa, se ha obtenido, una evaluación de reservas, equivalente al realizado para la variable potencia real de la capa, lo que nos permite tener dos procedimientos para contrastar los resultados en la evaluación de reservas.
6. De los distintos modelos de Kriging realizado y siendo el modelo de kriging ordinario con modelo esférico, el que menor error de predicción dio, y considerando la anisotropía presentada en la capa de estudio, se ha podido constatar lo siguiente:
 - ✓ Que el cálculo de reservas, tanto en la ubicación mediante los valores de la variable *potencia real de la capa*, a través del TIN creado, y el cálculo hecho mediante la validación cruzada final del kriging para esta variable,

la variación entre ambos métodos ha sido inferior para este último en un 3,4 %

- ✓ Este porcentaje es un dato de contraste y referencia entre ambos procedimientos.

7. Como estas hipótesis en cuanto a la evaluación de reservas, se ajustan al caso práctico de la explotación real, se concluye que la metodología aplicada es válida.

Esta tesis doctoral, abre otras líneas de investigación, como puede ser:

- ✓ Estudio de multicapas de carbón o de otras reservas y su evaluación global.
- ✓ Representación espacial tridimensional georeferenciada, de todas las capas.
- ✓ Selección del área de explotación, en función de valores de poder calorífico; contenidos máximos de azufre, de cenizas, o límites de ambos.

7 BIBLIOGRAFÍA

- Alfaro Sironvalle, M. A. (2007): *Estimación de recursos mineros*.
- Allard D., Armstrong M., Kleingeld W.J. (1995): *The break up of recoverable reserves at high cut-offs*. In The Australasian Institute of Mining and Metallurgy (ed.), "25th Proceedings of the Application of Computers and Operations Research in the Mineral Industry", Publications Series no 4/95, The Australasian Institute of Mining and Metallurgy.
- Allard, D. (2006): *Validation d'un modèle géostatistique pour l'interpolation : application à un évènement pluvieux*. In Analyse statistique des données spatiales, pág. 403–414. Technip
- Anderes, E. B. y Stein, M. L. (2011): *Local likelihood estimation for non stationary random fields*. Journal of Multivariate Analysis, 102(3) :506–520.
- Annels, A.E. (1991): *Mineral Deposit Evaluation: A Practical Approach*.
- Armstrong, M. (1998): *Basic linear geostatistics*, Berlin, Springer Verlag.
- Assibey-Bonsu, W y Krige, D.G. (1999): *Practical Problems in the estimation of recoverable reserves when using Kriging or Simulation Techniques*. Internacional Symposium on Geostatistical Simulation in Mining, Perth Australia, October 1999.
- Bardossy, A. (1998): *Notes on the robustness of the kriging system*. Mathematical Geology, 20, pp. 189-203
- Boisvert, J. B. y Deutsch, C. V. (2011): *Programs for kriging and sequential Gaussian simulation with locally varying anisotropy using non-euclidean distances*. Computers & Geosciences, 37(4) :495–510.
- Boisvert, J. B., Manchuk, J. G., y Deutsch, C. V. (2009): *Kriging in the presence of locally varying anisotropy using non-euclidean distances*. Mathematical Geosciences, 41(5) :585–601.
- Bustillo, M. y López Jimeno, C. (1996): *Manual y Diseño de Explotaciones Mineras*. Entorno Gráfico. Madrid. 705 pp.
- Bustillo, M. y López Jimeno, C. (1996): *Recursos Minerales*. Entorno Gráfico. Madrid. 372 pp.
- Casas, J.M. (1997): *Inferencia estadística, 2ª edic*. Centro de Estudios Ramón Areces S.A., Madrid, 895 pp.
- Castro Posada, J.A. y Galindo, M^a.P. (1996): *Estadística Multivariante*. 315 pp.

- Chilès, J. P. y Delfiner, P. (2012): *Geostatistics: modeling spatial uncertainty*. Wiley.
- Clark, Isobel. y Harper, W.V. (2002): *Practical Geostatistics 2000*. Ecosse North America Llc., Columbus, Ohio, 342 pp.
- Colmenero *et al.*, *Genesis and Rank distribution of Upper Carboniferous coal basins in the Cantabrian Mountains, Northern Spain*. International Journal of Coal Geology 76 (2008) 187-204.
- Colmenero, J.R., Bahamonde, J.R., Barba, P. (1996): *Las facies aluviales asociadas a los depósitos de carbón en las cuencas estefanienses de León (borde sur de la Cordillera Cantábrica)*. Cuadernos de Geología Ibérica 21, 71–92.
- Colmenero, J.R., Prado, J.G. (1993): *Coal Basins in the Cantabrian Mountains, Northwestern Spain*. International Journal of Coal Geology 23, 215–229.
- Colmenero, J.R., Águeda, J.A., Bahamonde, J.R., Barba, F.J., Barba, P., Fernández, L.P., Salvador, C.I. (1993): *Evolución de la Cuenca de antepaís namuriense y westfaliense de la Zona Cantábrica, NW de España*. C. R. XII Inter. Congr. Carboníf. Perm, Buenos Aires, vol. 2, pp. 175–190.
- Cressie, N. y Johannesson, G. (2008): *Fixed rank kriging for very large spatial data sets*. Journal of the Royal Statistical Society Series B-Statistical Methodology, 70 :209–226.
- Cressie, Noel A.C. (1993): *Statistics for Spatial Data*. 900 pp.
- Cressie, Noel A.C. (1998): *Spatial Prediction and Ordinary kriging*. Mathematical Geology, 20, pp. 405-421. [Erratum, Mathematical Geology, 21, pp. 493-494 (1989)].
- Cressie, Noel A.C., y Hawkins, D.M. (1980): *Robust Estimation of the Variogram*. I Journal of de International Association for Mathematical Geology, 12, pp. 115-125.
- D'Hondt, O., López-Martínez, C., Ferro-Famil, L., y Pottier, E. (2007): *Spatially nonstationary anisotropic texture analysis in sar images*. IEEE T. Geoscience and Remote Sensing, 45(12-1) :3905–3918.
- David, M. (1988): *Handbook of Applied Advanced Geostatistical Ore Reserve Estimation*
- Davis, B.M. (1987): *Uses and Abuses of Cross-Validation in Geoestistics*. Mathematical Geology, 19, 241-248.
- Davis, J.C.(1986): *Statistics and Data Analysis in Geology, 2nd ed*. Wiley, New York.
- Desassis, N. y Renard, D. (2012): *Automatic Variogram Modeling by iterative least squares : Univariate and multivariate cases*. Mathematical Geosciences, pág 1–18.
- Diamond, P. Y Armstrong, M. (1984): *Robustness of Variograms and Conditioning of Kriging Matrices*. Journal of de International Association for Mathematical Geology, 16, pp. 809-822.

- Dowd, P. A. (1982): *Lognormal Kriging, the General Case*. Journal of de International Association for Mathematical Geology, 14, pp. 475-499.
- ESRI (2014): *Manual de ArcGIS 10.2.2. Geostatistical Analyst*.
- Fernández García, L., Moro Gómez, C., Gómez Prieto, J.A., Álvarez del Campo, C. (1984): *Revisión y síntesis geológico-minera de la cuenca carbonífera de "El Bierzo" (León)*. IGME, Madrid. 98 pp.
- Gaetan, C. y Guyon, X. (2009): *Spatial Statistics and Modeling*. Springer.
- Gelfand, A. E., Diggle, P., y Guttorp, P. (2010): *Handbook of spatial statistics*. Taylor & Francis Group.
- Gotway, C. A. (1981): *Fitting Semivariogram Models by Weighed Least Squares*. *Computers and Geosciences*. 17, pp. 171-172
- Houlding, S.W. (2000): *Practical Geostatistics: Modeling and Spatial Analysis*. Springer-Verlag, Berlín, Heidelberg, New York, 160 pp.
- Isaaks, E.H. y Srivastava, R.M (1989): *An Iintroduction to Applied Geoestistics*. Oxford University Press, New York, 561 pp.
- Journel, A.G. (1980): *The Lognormal Approach to Predicting Local Distributions of Selective Mining Unit Grades*. Journal of de International Association for Mathematical Geology, 12, pp. 285-303.
- Journel, A.G. y Huijbregts, Ch. J. (1978): *Mining Geostatistics*.
- Krige, D. G. (1951): *A statistical approach to some basic mine valuation problems on the Witwatersrand*. J. of the Chem., Metal. and Mining Soc. of South Africa 52 (6): 119–139.
- Krige, D.G. (1996): *A Practical Analysis of the effects of Spatial Structure and data available and used, on conditional biases in ordinary kriging*. 5th International Geostatistics Congres, Wollongong, Australia, 1996.
- Krige, D.G. y Magri, E.J.: *Geostatistical case studies of the advantages of lognormal de Wijsian kriging with mean for a base metal mine and a gold mine*. J.Math. Geol., Vol. 14, n° 6 (1982), pp. 547-555.
- Lantuejoul, C. (1988): *On the Importance of Choosing a Change of Support Model for Global Reserves Estimation*. Mathematical Geology, 20, pp. 1001-1019.
- Lantuéjoul, C. (2002): *Geostatistical Simulation, Models and Algorithms*. Springer-Verlag.
- López Gimeno, C. [et al.]: *Manual de Sondeos*. 699 pp.
- [Maple. 2015.1 Maplesoft. (2015): *software*].

- Mardia, K., Kent, J., y Bibby, J. (1979): *Multivariate Analysis*. Academic Press, London
- Mateu, J. y Morell, I., eds.(2003): *Geoestadística y modelos matemáticos en hidrogeología*. Publicacion de la Universitat Jaume I, Castellón de la Plana, 312 pp.
- Matheron, G. F. (2008): *Teoría de las Variables Regionalizadas*. Traducida por Alfaro S., M.A. 293 pp.
- Matheron, G. F. (2013): *Estimating and Choosing. An Essay on Probability in Practice*.
- Matheron, G. F. (1962): *Traite de Geoestatistique Appliquee, Tome I*. Memoires du Bureau de Recherches Geologiques et Minieres, N° 14. Technip, Paris
- Matheron, G. F. (1963): *Traite de Geoestatistique Appliquee, Tome II. Le Krigeage*. Memoires du Bureau de Recherches Geologiques et Minieres, N° 24. Paris
- Matheron, G. F. (1971): *The theory of regionalized variables and its applications*. Volume 5 of Les cahiers du Centre de Morphologie Mathématique de Fontainebleau. École Nationale Supérieure des Mines de Paris.
- Matheron, G. F. (1986): *Le Covariogramme Geometrique des Compacts Convexes de R^2* . Cahiers du Centre de Geostatistique. Fonteneblau, France.
- Matheron, G. F. (2008): *Curso de Geoestadística*. Traducido por Alfaro S., M.A. 78 pp.
- Matheron, G. F. y Delfiner, P. (1980): *Les Fonctions Aléatoires Intrinsèques d'ordre K*. [Matlab R2015a MathWorks Software.]
- Orche García, E. (1994): *Depósitos de Carbón*. ETSI Minas. Universidad Politécnica de Madrid.
- Orche García, E. (1999): *Manual de evaluación de yacimientos minerales*. Entorno Gráfico, Madrid, 300 pp.
- Peña, D.: *Análisis de Datos Multivariantes*. McGRAW-HILL. 539 pp.
- Pérez-Estaún, A., Bastida, F., Martínez Catalán, J.R., Gutiérrez-Marco, J.C., Sanchez de la Torre, L., Marcos, A. y Pulgar, J.A. (1997): *Mapa Geológico de España E. 1:50:000, hoja n.º 126 (Vega de Espinareda)*. Instituto Geológico y Minero de España, Madrid.
- Porcu, E., Mateu, J., y Christakos, G. (2009): *Quasi-arithmetic means of covariance functions with potential applications to space-time data*. Journal of Multivariate Analysis, 100(8) :1830–1844.
- Rendu, J. M. (1979): *Normal and Lognormal Estimation*. Journal of de International Association for Mathematical Geology, 11, pp. 407-422.
- Rivoirard, J. (1994): *Introduction to Disjunctive Kriging and Non-Linear Geostatistics*.

- Rojo B., A. (2007): *Evaluación de Reservas de Yacimientos Minerales: Métodos clásicos y Geoestadísticos*. Dpto. de Tecnología Minera T. y de E. ULE, León.
- Rojo B., A. (2008): *Aplicaciones informáticas, Maple, ArcGIS, Geoestadística aplicada, en capa de carbón*. Dpto. de Tecnología Minera T. y de E. ULE, León.
- Samper, F.J. y Carrera Ramírez, J. (1996): *Geoestadística, Aplicaciones a la Hidrología Subterránea*. 484 pp.
- Shimizu, K. e Iwase, K. (1987): *Unbiased Estimation of the Autocovariance Function in a Stationary Generalized Lognormal Process*. Communications in Statistics. Theory and Methods, 16, pp.2145-2154.
- Sichel, H.S. (1952): *New Methods in the Statistical Evaluation of Mine Samplin Data*. Trans. Inst. Min. Metall. 61 (6): 261.
- Stein, M. L. (1999): *Interpolation of spatial data : some theory for kriging*. Springer
- Wackernagel, H. (2003): *Multivariate Geostatistics: An Introduction with Applications*.
- Ward, C.R. (1984): *Coal Geology and Coal Technology*. Blackwell Scientific Publ. Oxford.
- Zhang, H. y Wang, Y. (2010): *Kriging and Cross-validation for Massive Spatial Data*. Environmetrics, 21(3-4) :290–304.
- Zimmerman, D. L. y M. B. Zimmerman (1991): *A Comparison of Spatial Semivariogram Estimators and Corresponding Ordinary Kriging Predictors*. Technometrics Vol. 33, pp. 77–91



ANEXO I.1 BASE DE DATOS HIPÓTESIS 1

BD411

Tabla BD411: Base de datos hipótesis 1.

X	Y	Z	Pcapa	Mjul	Az	Ce	Zt	Zm	Prof_A_Techo	Nombre_s
695773	4738397	817	0,778	22,348	1,823	32,876	637,179	636,40	179,82	SHip1_1
695900	4738639	830	0,767	22,313	1,820	32,917	655,199	654,43	174,80	SHip1_2
696027	4738328	839	0,804	22,362	1,822	32,311	651,454	650,65	187,55	SHip1_3
696131	4738408	851	0,796	22,350	1,822	32,373	662,138	661,34	188,86	SHip1_4
696154	4738062	863	0,843	22,381	1,828	31,960	685,574	684,73	177,43	SHip1_5
696258	4737762	891	0,918	22,464	1,851	31,519	756,826	755,91	134,17	SHip1_6
696304	4738616	864	0,771	22,298	1,814	32,892	672,340	671,57	191,66	SHip1_7
696362	4737520	922	0,945	22,526	1,867	31,199	817,974	817,03	104,03	SHip1_8
696443	4736828	941	0,959	22,547	1,885	31,346	861,584	860,62	79,42	SHip1_9
696443	4738408	893	0,817	22,337	1,812	32,263	703,586	702,77	189,41	SHip1_10
696500	4737266	944	0,976	22,551	1,882	31,151	859,235	858,26	84,77	SHip1_11
696581	4738720	886	0,723	22,314	1,819	32,977	698,599	697,88	187,40	SHip1_12
696673	4737047	958	0,970	22,526	1,868	30,965	888,010	887,04	69,99	SHip1_13
696708	4738443	918	0,821	22,325	1,824	32,251	730,015	729,19	187,99	SHip1_14
696743	4736689	965	0,977	22,558	1,887	30,916	915,864	914,89	49,14	SHip1_15
696870	4738847	887	0,707	22,280	1,805	33,243	714,484	713,78	172,52	SHip1_16
696916	4737301	972	1,038	22,510	1,853	30,071	897,379	896,34	74,62	SHip1_17
696950	4737116	982	0,993	22,497	1,862	30,643	928,278	927,29	53,72	SHip1_18
697031	4738455	918	0,719	22,324	1,812	33,118	739,008	738,29	178,99	SHip1_19
697123	4738974	869	0,717	22,303	1,798	33,106	711,779	711,06	157,22	SHip1_20
697135	4737508	973	0,954	22,482	1,856	30,666	893,256	892,30	79,74	SHip1_21
697216	4737232	995	0,920	22,460	1,855	31,563	959,045	958,12	35,96	SHip1_22
697366	4737751	960	0,869	22,430	1,838	31,248	842,186	841,32	117,81	SHip1_23
697389	4738466	907	0,724	22,285	1,792	33,139	727,368	726,64	179,63	SHip1_24
697412	4739089	852	0,727	22,309	1,803	33,057	715,509	714,78	136,49	SHip1_25
697493	4737358	992	0,859	22,478	1,862	32,197	925,846	924,99	66,15	SHip1_26
697620	4737982	941	0,848	22,358	1,824	31,350	797,887	797,04	143,11	SHip1_27
697677	4739205	850	0,730	22,325	1,793	33,062	732,462	731,73	117,54	SHip1_28
697700	4738478	900	0,707	22,311	1,785	33,575	742,125	741,42	157,87	SHip1_29
697781	4737474	1010	0,830	22,395	1,831	32,167	941,441	940,61	68,56	SHip1_30
697827	4738166	925	0,801	22,351	1,812	32,205	788,821	788,02	136,18	SHip1_31
697966	4739332	863	0,805	22,388	1,802	32,035	756,667	755,86	106,33	SHip1_32
698035	4738443	901	0,722	22,334	1,789	32,961	777,409	776,69	123,59	SHip1_33
698058	4737589	1006	0,871	22,447	1,850	31,670	945,955	945,08	60,04	SHip1_34
698243	4739447	886	0,902	22,412	1,834	31,104	829,895	828,99	56,11	SHip1_35
698277	4738651	898	0,730	22,357	1,788	32,664	808,888	808,16	89,11	SHip1_36
698335	4737728	1002	0,852	22,455	1,828	31,424	949,541	948,69	52,46	SHip1_37
698370	4738547	901	0,732	22,320	1,803	32,630	846,971	846,24	54,03	SHip1_38
698485	4738835	912	0,822	22,379	1,821	31,898	849,416	848,59	62,58	SHip1_39
698520	4739562	929	0,843	22,420	1,847	31,997	889,106	888,26	39,89	SHip1_40
698600	4737820	1000	0,905	22,495	1,844	30,988	966,308	965,40	33,69	SHip1_41

- Continúa en la página siguiente

ANEXO I Bases de datos

X	Y	Z	Pcapa	Mjul	Az	Ce	Zt	Zm	Prof_A_Techo	Nombre_s
698623	4738547	964	0,786	22,336	1,814	32,442	925,883	925,10	38,12	SHip1_42
698739	4739066	928	0,757	22,324	1,812	32,818	895,591	894,83	32,41	SHip1_43
698785	4739678	952	0,774	22,365	1,812	32,548	901,265	900,49	50,73	SHip1_44
698877	4737924	1010	0,794	22,405	1,824	32,367	996,122	995,33	13,88	SHip1_45
698958	4738535	1012	0,704	22,304	1,781	33,476	995,320	994,62	16,68	SHip1_46
698970	4739297	920	0,741	22,330	1,797	33,118	898,992	898,25	21,01	SHip1_47
699073	4739805	983	0,732	22,311	1,801	32,827	910,009	909,28	72,99	SHip1_48
699143	4738074	1044	0,763	22,288	1,784	33,396	1024,746	1023,98	19,25	SHip1_49
699189	4739493	942	0,739	22,344	1,818	32,956	903,588	902,85	38,41	SHip1_50
699281	4738547	1049	0,758	22,347	1,815	32,903	1031,997	1031,24	17,00	SHip1_51
699350	4739932	999	0,756	22,348	1,820	32,634	906,912	906,16	92,09	SHip1_52
699420	4739770	986	0,781	22,374	1,829	32,211	898,745	897,96	87,26	SHip1_53
699431	4738166	1063	0,759	22,392	1,821	32,023	1051,519	1050,76	11,48	SHip1_54
699616	4738558	1069	0,890	22,466	1,848	31,020	1063,242	1062,35	5,76	SHip1_55
699662	4739932	1002	0,834	22,383	1,834	31,475	915,553	914,72	86,45	SHip1_56
699720	4738293	1070	0,911	22,470	1,864	31,282	1060,649	1059,74	9,35	SHip1_57
699789	4740093	1010	0,864	22,411	1,832	31,063	930,973	930,11	79,03	SHip1_58
699922	4740192	1007	0,858	22,394	1,838	31,549	935,319	934,46	71,68	SHip1_59
699927	4739989	1018	0,908	22,406	1,851	30,957	933,280	932,37	84,72	SHip1_60
699962	4738582	1078	0,965	22,499	1,849	30,531	1066,232	1065,27	11,77	SHip1_61
700008	4738397	1074	0,948	22,507	1,849	30,806	1064,354	1063,41	9,65	SHip1_62
700031	4739712	1031	0,897	22,453	1,851	31,194	960,202	959,30	70,80	SHip1_63
700135	4739447	1049	0,898	22,470	1,850	31,317	995,359	994,46	53,64	SHip1_64
700262	4739170	1067	0,946	22,482	1,849	31,091	1030,572	1029,63	36,43	SHip1_65
700273	4738570	1076	0,961	22,522	1,857	30,749	1056,125	1055,16	19,87	SHip1_66
700377	4738905	1074	0,940	22,494	1,849	30,915	1046,381	1045,44	27,62	SHip1_67
700493	4738639	1074	0,932	22,516	1,850	30,942	1050,225	1049,29	23,77	SHip1_68
700620	4738374	1071	0,928	22,520	1,851	30,606	1047,009	1046,08	23,99	SHip1_69

ANEXO I.2 BASE DE DATOS HIPÓTESIS 2

BD421

Tabla BD421: Base de datos hipótesis 2.

X	Y	Z	Pcapa	Mjul	Az	Ce	Zt	Zm	Prof_A_Techo	Nombre_s
695761	4738395	815	0,745	22,33	1,81	33,19	639	638	176,14	SHip2_1
696033	4738788	841	0,932	22,29	1,81	31,55	662	661	179,12	SHip2_2
696335	4738788	861	0,647	22,26	1,81	33,34	681	681	180,06	SHip2_3
696607	4738788	883	0,732	22,26	1,79	34,01	699	698	184,43	SHip2_4
696904	4738773	893	0,655	22,27	1,79	34,07	707	707	185,68	SHip2_5
697199	4738773	885	0,600	22,28	1,78	34,20	712	711	172,87	SHip2_6
697479	4738773	883	0,625	22,28	1,77	34,35	714	713	169,02	SHip2_7
697788	4738773	861	0,629	22,25	1,76	34,69	736	735	125,32	SHip2_8
698068	4738773	869	0,672	22,27	1,77	33,88	769	769	99,70	SHip2_9
698377	4738757	901	0,781	22,36	1,81	32,53	827	827	73,22	SHip2_10
698671	4738757	955	0,858	22,39	1,83	31,33	922	921	32,59	SHip2_11
698965	4738742	995	0,764	22,29	1,80	32,91	970	970	24,99	SHip2_12
699260	4738742	1027	0,786	22,34	1,80	32,26	997	996	30,15	SHip2_13
699555	4738742	1068	0,900	22,48	1,85	30,52	1056	1056	11,40	SHip2_14
699849	4738742	1076	1,005	22,55	1,88	29,79	1063	1062	12,16	SHip2_15
700129	4738727	1078	0,952	22,55	1,88	30,61	1060	1059	17,59	SHip2_16
700408	4738727	1075	0,917	22,52	1,87	31,14	1052	1051	23,76	SHip2_17
696026	4738395	838	0,759	22,34	1,82	33,00	659	659	178,89	SHip2_18
696306	4738380	875	0,728	22,36	1,83	32,49	695	694	179,47	SHip2_19
696585	4738365	914	0,920	22,39	1,85	31,02	728	727	186,25	SHip2_20
696895	4738365	930	0,826	22,33	1,81	32,21	754	754	175,40	SHip2_21
697189	4738349	915	0,772	22,32	1,79	32,83	736	735	179,21	SHip2_22
697483	4738349	914	0,767	22,34	1,79	32,74	742	741	171,76	SHip2_23
697792	4738334	910	0,740	22,32	1,79	33,15	763	762	147,49	SHip2_24
698087	4738349	915	0,722	22,33	1,80	32,87	792	792	122,40	SHip2_25
698384	4738334	922	0,675	22,28	1,78	33,57	863	862	59,39	SHip2_26
698679	4738334	975	0,741	22,35	1,81	32,61	945	944	30,04	SHip2_27
698958	4738319	1014	0,691	22,31	1,79	33,78	1004	1003	10,01	SHip2_28
699268	4738319	1052	0,667	22,38	1,79	33,57	1035	1034	17,20	SHip2_29
699547	4738304	1065	0,709	22,46	1,83	32,85	1058	1057	7,58	SHip2_30
699842	4738289	1070	0,845	22,51	1,86	31,92	1058	1057	11,77	SHip2_31
700122	4738289	1070	0,846	22,53	1,86	31,12	1061	1060	9,27	SHip2_32
696034	4737942	839	0,775	22,42	1,85	32,65	682	681	157,45	SHip2_33
696313	4737911	900	0,920	22,43	1,85	31,12	762	761	137,62	SHip2_34
696594	4737926	959	0,854	22,44	1,85	31,31	846	845	113,23	SHip2_35
696888	4737911	1011	0,740	22,37	1,81	32,46	971	970	39,70	SHip2_36
697197	4737896	949	0,788	22,44	1,83	31,47	818	817	131,00	SHip2_37
697492	4737896	948	0,877	22,42	1,83	30,68	809	809	138,11	SHip2_38
697801	4737896	951	0,897	22,41	1,84	31,02	833	832	118,19	SHip2_39
698096	4737881	963	0,787	22,33	1,81	32,90	866	865	97,43	SHip2_40
698390	4737866	982	0,836	22,43	1,83	32,16	927	926	55,60	SHip2_41
698685	4737881	989	0,861	22,47	1,87	31,45	959	958	30,16	SHip2_42
698965	4737866	1026	0,871	22,34	1,82	32,08	998	997	27,82	SHip2_43
699245	4737866	1049	0,900	22,27	1,80	31,89	1034	1033	14,82	SHip2_44
696040	4737473	854	0,965	22,50	1,87	30,89	737	736	117,01	SHip2_45
696305	4737473	911	0,874	22,49	1,87	31,37	807	806	104,52	SHip2_46
696600	4737473	956	0,956	22,49	1,87	31,06	870	870	85,40	SHip2_47
696865	4737473	951	1,021	22,54	1,88	30,07	875	874	76,61	SHip2_48
697189	4737473	987	0,940	22,52	1,87	30,91	915	914	71,68	SHip2_49

- Continúa en la página siguiente

X	Y	Z	Pcapa	Mjul	Az	Ce	Zt	Zm	Prof_A_Techo	Nombre_s
697484	4737458	977	0,805	22,42	1,84	32,80	901	900	75,83	SHip2_50
697790	4737446	1015	0,836	22,39	1,83	31,97	950	949	64,92	SHip2_51
698085	4737446	1024	0,899	22,44	1,85	31,22	980	980	43,23	SHip2_52
696310	4737099	920	0,915	22,53	1,88	31,67	834	833	85,99	SHip2_53
696604	4737084	949	0,975	22,53	1,88	30,70	875	874	74,58	SHip2_54
696869	4737084	976	1,085	22,56	1,88	30,37	910	909	65,72	SHip2_55
697163	4737054	994	0,980	22,48	1,87	31,40	962	961	32,90	SHip2_56
696302	4736722	928	1,102	22,51	1,88	29,96	847	845	81,29	SHip2_57
696611	4736722	957	1,102	22,54	1,88	29,97	892	891	64,44	SHip2_58
699851	4740203	1008	0,875	22,45	1,85	31,52	934	934	73,77	SHip2_59
699586	4740203	1003	0,848	22,39	1,83	31,62	924	923	79,56	SHip2_60
699306	4740188	1007	0,751	22,35	1,82	32,52	914	913	92,89	SHip2_61
699856	4739736	1019	0,871	22,48	1,86	31,35	939	938	80,27	SHip2_62
699576	4739736	990	0,808	22,41	1,84	31,98	901	900	89,20	SHip2_63
699311	4739751	984	0,770	22,35	1,82	32,35	898	897	85,52	SHip2_64
699002	4739751	972	0,763	22,33	1,80	32,51	908	908	63,20	SHip2_65
698693	4739751	955	0,738	22,38	1,81	33,30	909	908	45,71	SHip2_66
698428	4739766	930	0,754	22,42	1,83	32,54	889	888	41,36	SHip2_67
698103	4739751	890	0,821	22,47	1,86	31,16	818	817	72,25	SHip2_68
700157	4739315	1056	0,955	22,49	1,86	30,76	1007	1007	48,96	SHip2_69
699832	4739299	1044	0,892	22,48	1,86	30,73	995	994	49,05	SHip2_70
699508	4739299	1003	0,781	22,40	1,83	32,23	959	959	43,40	SHip2_71
699272	4739284	965	0,726	22,31	1,81	33,34	939	938	25,64	SHip2_72
699007	4739284	925	0,767	22,29	1,80	33,37	904	903	21,18	SHip2_73
698697	4739254	906	0,851	22,37	1,82	31,99	874	874	31,73	SHip2_74
698417	4739254	890	0,864	22,40	1,84	31,26	847	846	43,13	SHip2_75
698093	4739239	862	0,793	22,36	1,81	32,50	762	761	100,15	SHip2_76
697798	4739224	854	0,770	22,32	1,79	32,71	736	735	117,99	SHip2_77
697503	4739209	848	0,772	22,32	1,80	32,67	725	724	123,65	SHip2_78
697238	4739209	851	0,772	22,34	1,80	32,62	712	711	139,52	SHip2_79

ANEXO I.3 BASE DE DATOS HIPÓTESIS 3

BD431

Tabla BD431: Base de datos hipótesis 3.

X	Y	Z	Pcapa	Mjul	Az	Ce	Zt	Zm	Prof_A_Techo	Nombre_s
699823	4740189	1008	0,91	22,45	1,85	31,44	934	932,67	74,02	SHip3_1
699394	4740174	1007	0,80	22,36	1,82	32,29	915	914,38	91,68	SHip3_2
700237	4739730	1034	0,79	22,43	1,84	32,30	966	965,56	67,41	SHip3_3
699823	4739700	1018	0,86	22,48	1,86	31,57	940	938,96	78,10	SHip3_4
699409	4739700	981	0,78	22,36	1,83	32,32	898	897,26	82,76	SHip3_5
698935	4739700	961	0,76	22,35	1,80	32,43	906	905,22	55,06	SHip3_6
698506	4739686	937	0,76	22,41	1,83	32,77	897	895,94	39,82	SHip3_7
698062	4739671	886	0,87	22,46	1,85	31,37	805	803,96	80,99	SHip3_8
700237	4739168	1066	0,93	22,50	1,86	30,61	1028	1027,15	37,75	SHip3_9
699823	4739168	1053	0,84	22,50	1,87	30,68	1014	1013,51	39,01	SHip3_10
699409	4739183	1000	0,82	22,37	1,82	32,56	967	966,33	33,07	SHip3_11
698935	4739168	929	0,79	22,30	1,80	33,27	907	906,35	21,73	SHip3_12
698506	4739168	893	0,84	22,40	1,83	31,72	850	849,27	43,35	SHip3_13
698057	4739168	859	0,75	22,34	1,80	33,01	756	755,20	103,26	SHip3_14
697598	4739153	845	0,72	22,30	1,79	33,43	729	728,28	115,92	SHip3_15
697138	4739153	857	0,67	22,32	1,81	32,95	709	708,63	147,73	SHip3_16
700694	4738694	1068	0,89	22,53	1,86	31,53	1047	1046,08	21,47	SHip3_17
700250	4738694	1075	0,93	22,53	1,87	30,79	1056	1054,75	19,46	SHip3_18
699835	4738694	1075	0,98	22,54	1,87	30,00	1065	1064,09	10,42	SHip3_19
699405	4738709	1055	0,83	22,40	1,82	31,79	1043	1042,36	12,12	SHip3_20
698945	4738709	996	0,77	22,30	1,79	32,80	972	971,48	24,00	SHip3_21
698500	4738694	925	0,81	22,39	1,82	32,06	875	873,92	50,66	SHip3_22
698056	4738680	873	0,69	22,29	1,78	33,62	764	763,23	108,73	SHip3_23
697596	4738694	888	0,65	22,27	1,76	34,21	723	721,90	165,24	SHip3_24
697137	4738694	895	0,59	22,28	1,78	34,27	716	715,72	178,35	SHip3_25
696677	4738694	893	0,68	22,28	1,80	34,18	706	705,76	186,87	SHip3_26
696232	4738694	853	0,87	22,29	1,81	31,94	675	673,87	178,44	SHip3_27
695773	4738680	822	0,90	22,30	1,81	31,91	651	650,34	170,74	SHip3_28
700263	4738206	1068	0,90	22,53	1,86	30,74	1056	1055,37	12,21	SHip3_29
699848	4738206	1070	0,87	22,51	1,86	31,69	1056	1055,26	13,66	SHip3_30
699403	4738206	1061	0,67	22,40	1,79	33,49	1041	1040,21	20,19	SHip3_31
698958	4738176	1011	0,74	22,35	1,81	32,86	1000	999,32	11,11	SHip3_32
698513	4738176	935	0,76	22,34	1,80	32,45	903	901,86	32,32	SHip3_33
698054	4738162	930	0,81	22,35	1,81	31,89	808	807,03	121,72	SHip3_34
697594	4738147	930	0,87	22,37	1,81	31,40	771	770,41	158,54	SHip3_35
697135	4738162	927	0,82	22,36	1,81	31,69	753	752,20	174,22	SHip3_36
696675	4738162	947	0,95	22,43	1,85	31,00	794	793,05	152,60	SHip3_37
696230	4738162	871	0,75	22,40	1,84	31,88	703	702,06	168,55	SHip3_38
695771	4738162	809	0,70	22,36	1,82	33,60	632	631,55	176,56	SHip3_39
698957	4737688	1036	0,91	22,43	1,87	31,61	1008	1007,01	28,10	SHip3_40
698512	4737673	1024	0,96	22,53	1,87	30,64	988	987,19	36,15	SHip3_41
698037	4737673	994	0,85	22,40	1,84	32,03	918	917,64	75,77	SHip3_42
697607	4737659	972	0,81	22,41	1,85	31,87	872	870,79	100,25	SHip3_43
697133	4737659	957	0,88	22,50	1,85	31,29	864	862,93	92,98	SHip3_44
696688	4737659	973	0,94	22,46	1,86	31,20	901	900,43	71,59	SHip3_45
696244	4737659	892	0,93	22,47	1,86	31,15	777	776,36	114,45	SHip3_46
698036	4737156	1038	0,86	22,50	1,85	31,55	1004	1003,54	33,80	SHip3_47
697621	4737156	1028	0,83	22,41	1,85	31,96	984	982,74	44,74	SHip3_48
697131	4737156	995	0,98	22,50	1,87	31,07	956	955,02	39,00	SHip3_49
696685	4737154	958	0,98	22,54	1,88	31,12	881	879,68	77,83	SHip3_50
696240	4737154	908	0,97	22,53	1,88	31,63	818	816,76	90,16	SHip3_51
696698	4736695	960	1,10	22,56	1,89	29,96	906	904,49	54,60	SHip3_52

ANEXO I.4 BASE DE DATOS EXPLOTACIÓN REAL

Tabla BD441

Tabla BD441: Base de datos hipótesis 4.

X	Y	Z	Pcapa	MJul	Az	Ce	Zt	Zm	Prof_A_Techo	Nombre_s
695442	4736892	817,00	0,87	22,43	1,83	31,40	768,42	767,55	48,58	AF-17
695587	4737959	788,00	0,57	22,18	1,72	35,15	617,15	616,58	170,85	AF-13
695665	4737562	759,00	1,28	22,79	1,99	28,25	618,96	617,68	140,04	AF-14
696652	4737340	958,00	0,79	22,37	1,82	32,20	866,00	865,21	92	AF-9
696661	4738815	885,00	0,41	21,90	1,72	35,68	701,27	700,86	183,73	AF-26
696662	4738280	933,00	1,49	22,95	2,07	28,07	746,75	745,26	186,25	AF-27
696889	4737958	1023,00	0,1	21,79	1,53	35,90	995,00	994,90	28,00	AF-11
696923	4737327	970,00	1,48	22,94	2,07	28,08	894,00	892,52	76	AF-10
696978	4737506	934,00	1,19	22,70	1,96	28,35	852,24	851,05	81,76	AF-25
696987	4738067	934,00	1,02	22,58	1,89	29,30	754,01	752,99	179,99	AF-31
696993	4738568	912,00	0,43	22,07	1,72	35,62	726,34	725,91	185,66	AF-32
697179	4737360	1013,61	1,25	22,75	1,98	28,29	958,50	957,25	55,11	GC-50
697183	4738426	910,00	0,68	22,28	1,76	33,80	731,72	731,04	178,28	AFT-1
697244	4737187	988,00	0,71	22,30	1,77	33,40	959,20	958,49	28,8	AF-22
697342	4739294	844,00	1,12	22,65	1,93	28,80	715,17	714,05	128,83	AG-11
697397	4737497	981,65	0,63	22,23	1,74	35,00	899,20	898,57	82,45	GC-52
697422	4738887	868,05	0,65	22,20	1,75	34,92	705,35	704,70	162,7	AG-22
697538	4737252	1022,42	0,8	22,38	1,85	32,00	971,87	971,07	50,55	GC-51
697538	4738605	896,82	0,95	22,50	1,86	30,10	719,57	718,62	177,25	JE-11
697544	4737450	972,00	0,68	22,28	1,76	33,80	896,85	896,17	75,15	AF-19
697545	4738719	891,41	0,5	22,13	1,72	35,58	720,48	719,98	170,93	GC-1
697572	4739093	842,31	0,5	22,13	1,72	35,58	727,50	727,00	114,81	S-16
697573	4737802	957,00	1,01	22,56	1,89	29,50	831,58	830,57	125,42	AF-24
697581	4739304	852,85	0,75	22,33	1,82	32,80	731,50	730,75	121,35	JC-28
697587	4738026	937,00	1,08	22,63	1,91	29,00	785,35	784,27	151,65	AF-28
697652	4737598	982,85	0,8	22,38	1,85	32,00	896,95	896,15	85,9	GC-53
697666	4738281	922,00	0,68	22,28	1,76	33,80	761,52	760,84	160,48	AG-13
697672	4738568	892,88	0,59	22,20	1,72	35,15	733,63	733,04	159,25	AG-6
697674	4738910	867,00	0,59	22,20	1,72	35,15	723,18	722,59	143,82	AG-12
697676	4739315	854,00	0,9	22,46	1,84	31,10	733,70	732,80	120,3	AG-10
697789	4737737	975,33	0,7	22,29	1,77	33,60	870,36	869,66	104,97	AG-15
697796	4737917	948,21	1,15	22,67	1,94	28,60	827,91	826,76	120,3	JE-7
697814	4737360	1027,00	0,73	22,32	1,82	33,00	972,05	971,32	54,95	AF-23
697825	4738887	838,85	0,54	22,16	1,72	35,54	743,86	743,32	94,99	AG-23
697834	4739496	868,23	0,79	22,37	1,82	32,20	734,10	733,31	134,13	AG-16
697864	4738540	885,01	0,7	22,29	1,77	33,60	744,51	743,81	140,5	JE-12
697879	4738379	902,67	0,55	22,05	1,72	35,20	764,82	764,27	137,85	AG-18
697907	4738794	862,35	0,6	22,21	1,73	35,15	738,87	738,27	123,48	AG-14
697920	4737520	1017,41	0,85	22,42	1,82	31,76	951,51	950,66	65,9	JE-9
697937	4737371	1036,63	1,14	22,67	1,94	28,60	990,23	989,09	46,4	GC-6
697966	4739075	852,65	0,7	22,29	1,77	33,60	750,80	750,10	101,85	JC-17

- Continúa en la página siguiente

ANEXO I Bases de datos

X	Y	Z	Pcapa	MJul	Az	Ce	Zt	Zm	Prof_A_Techo	Nombre_s
698005	4739290	861,24	1,05	22,58	1,90	29,30	754,29	753,24	106,95	JC-27
698009	4737479	1017,03	0,92	22,50	1,85	31,50	969,78	968,86	47,25	GC-5
698014	4738657	868,83	0,75	22,33	1,82	32,80	752,30	751,55	116,53	AG-8
698022	4737904	951,73	0,65	22,21	1,75	34,90	848,69	848,04	103,04	AG-17
698040	4738235	920,52	0,85	22,42	1,82	31,76	797,14	796,29	123,38	JE-6
698066	4738972	855,96	0,6	22,21	1,73	35,15	763,90	763,30	92,06	GC-46
698102	4738103	937,20	1,13	22,66	1,93	28,70	820,60	819,47	116,6	AG-5
698124	4739537	884,67	0,9	22,46	1,84	31,10	822,82	821,92	61,85	JC-24
698146	4737571	1010,33	0,79	22,37	1,82	32,20	960,23	959,44	50,1	GC-4
698161	4737890	967,57	0,4	21,90	1,72	35,68	873,07	872,67	94,5	JE-5
698164	4739216	870,23	0,67	22,27	1,76	34,00	767,01	766,34	103,22	AG-21
698178	4739319	864,14	0,55	22,06	1,72	35,18	782,63	782,08	81,51	GC-47
698198	4738478	910,41	0,79	22,37	1,82	32,20	801,01	800,22	109,4	AG-20
698236	4737706	1000,46	0,95	22,50	1,86	30,10	935,96	935,01	64,5	JE-4
698244	4738295	940,51	0,75	22,33	1,82	32,80	832,96	832,21	107,55	JE-10
698245	4738890	887,57	0,48	22,11	1,68	35,60	836,57	836,09	51	FM-10
698251	4739454	887,04	1,1	22,63	1,92	29,00	833,34	832,24	53,7	JC-22
698269	4739093	864,80	0,75	22,33	1,82	32,80	784,95	784,20	79,85	JC-21
698272	4739521	897,28	1,15	22,70	1,94	28,35	858,73	857,58	38,55	JC-25
698292	4738745	893,34	0,78	22,36	1,82	32,40	805,14	804,36	88,2	JC-6
698309	4739592	908,23	1	22,54	1,88	29,80	876,33	875,33	31,9	JC-23
698347	4737615	1020,32	0,87	22,43	1,83	31,40	976,99	976,12	43,33	GC-3
698361	4739384	899,08	0,95	22,50	1,86	30,10	861,98	861,03	37,1	JC-15
698370	4739478	911,42	0,85	22,42	1,82	31,76	868,07	867,22	43,35	JC-26
698386	4737919	969,58	0,63	22,23	1,74	35,00	913,10	912,47	56,48	AG-19
698390	4738106	957,07	1,2	22,71	1,96	28,34	890,97	889,77	66,1	JE-1
698393	4738578	899,22	0,93	22,50	1,86	31,50	852,17	851,24	47,05	JC-46
698397	4738414	904,16	0,6	22,21	1,73	35,15	863,66	863,06	40,5	JC-43
698398	4738235	944,34	0,19	21,87	1,57	35,80	868,19	868,00	76,15	GC-9
698414	4739312	894,00	1,25	22,78	1,98	28,26	856,70	855,45	37,3	JC-20
698451	4738646	916,38	0,79	22,37	1,82	32,20	864,30	863,51	52,08	JC-55
698454	4738507	915,73	0,72	22,31	1,77	33,20	871,63	870,91	44,1	JC-68
698459	4738887	898,77	0,9	22,46	1,84	31,10	831,81	830,91	66,96	AG-26
698463	4737592	1035,00	1,37	22,85	2,03	28,18	998,58	997,21	36,42	AG-2
698472	4738384	921,62	0,44	22,08	1,70	35,62	885,27	884,83	36,35	JC-69
698486	4738782	916,76	0,72	22,31	1,77	33,20	856,86	856,14	59,9	JC-56
698494	4738286	917,18	0,45	22,08	1,70	35,62	894,23	893,78	22,95	JC-29
698496	4738927	899,11	1	22,54	1,88	29,80	841,36	840,36	57,75	JC-5
698501	4737797	1002,83	1,19	22,71	1,96	28,34	960,33	959,14	42,5	GC-8
698508	4738241	918,47	1,05	22,58	1,90	29,30	894,35	893,30	24,12	AG-25
698514	4738005	975,04	0,55	22,17	1,72	35,15	928,74	928,19	46,3	GC-12
698529	4738854	918,90	0,9	22,46	1,84	31,10	865,90	865,00	53	JC-30
698533	4738563	942,72	0,77	22,35	1,82	32,60	898,68	897,91	44,04	JC-39
698533	4738659	934,97	0,83	22,40	1,83	31,80	889,77	888,94	45,2	JC-61

- Continúa en la página siguiente

ANEXO I Bases de datos

X	Y	Z	Pcpa	MJul	Az	Ce	Zt	Zm	Prof_A_Techo	Nombre_s
698534	4739439	917,38	0,5	22,13	1,72	35,58	871,08	870,58	46,3	JC-14
698535	4737915	988,63	0,8	22,38	1,85	32,00	943,33	942,53	45,3	JE-2
698538	4738470	940,30	0,81	22,38	1,83	32,00	902,93	902,12	37,37	JC-66
698564	4737755	1014,20	0,8	22,38	1,85	32,00	979,70	978,90	34,5	JE-3
698565	4739024	900,18	0,8	22,38	1,85	32,00	863,53	862,73	36,65	JC-37
698573	4738391	945,13	0,9	22,46	1,84	31,10	916,13	915,23	29	JC-38
698579	4738779	935,07	0,9	22,46	1,84	31,10	891,92	891,02	43,15	JC-36
698586	4738968	903,65	0,83	22,40	1,83	31,80	864,45	863,62	39,2	JC-53
698593	4738199	940,72	0,58	22,19	1,72	35,15	921,72	921,14	19	JC-67
698610	4738707	951,53	0,9	22,46	1,84	31,10	910,58	909,68	40,95	JC-31
698620	4739798	955,94	0,5	22,13	1,72	35,58	913,79	913,29	42,15	JC-13
698631	4738521	964,16	0,65	22,22	1,75	34,80	930,29	929,64	33,87	JC-64
698637	4738069	910,63	0,93	22,50	1,86	30,10	887,88	886,95	22,75	JC-47
698637	4739315	907,51	0,97	22,54	1,87	29,80	869,66	868,69	37,85	JC-19
698638	4738603	966,86	0,9	22,46	1,84	31,10	925,51	924,61	41,35	JC-42
698639	4738311	966,61	0,74	22,33	1,82	32,80	932,64	931,90	33,97	JC-65
698641	4738853	929,15	0,8	22,38	1,85	32,00	894,78	893,98	34,37	JC-59
698666	4738423	968,86	0,8	22,38	1,85	32,00	942,86	942,06	26	JC-41
698667	4738910	933,28	0,95	22,50	1,86	30,10	901,87	900,92	31,41	JC-35
698668	4739128	910,60	0,77	22,35	1,82	32,60	876,81	876,04	33,79	AG-24
698671	4738987	918,61	0,75	22,33	1,82	32,80	891,05	890,30	27,56	JC-58
698686	4738245	973,67	1,1	22,63	1,92	29,00	947,02	945,92	26,65	JC-40
698689	4739076	919,39	0,72	22,31	1,77	33,20	891,57	890,85	27,82	JC-48
698700	4738195	964,38	0,89	22,45	1,84	31,20	950,33	949,44	14,05	AG-4
698702	4738825	950,72	0,95	22,50	1,86	30,10	921,97	921,02	28,75	JC-32
698707	4738991	933,97	0,28	21,94	1,70	35,74	903,84	903,56	30,13	JC-49
698712	4738709	966,56	0,95	22,50	1,86	30,10	940,71	939,76	25,85	JC-3
698748	4738901	945,24	0,7	22,29	1,77	33,60	920,39	919,69	24,85	JC-60
698758	4739110	923,00	0,75	22,33	1,82	32,80	889,10	888,35	33,9	JC-4
698759	4738473	985,89	0,74	22,33	1,82	32,80	964,39	963,65	21,5	JC-62
698767	4739032	935,55	0,75	22,33	1,82	32,80	904,45	903,70	31,1	JC-34
698792	4738945	950,55	0,85	22,42	1,82	31,76	929,45	928,60	21,1	JC-33
698796	4738327	993,98	0,73	22,32	1,82	33,00	970,36	969,63	23,62	JC-63
698796	4738616	981,71	0,85	22,42	1,82	31,76	956,97	956,12	24,74	JC-57
698796	4739272	903,22	1,3	22,46	2,00	31,10	880,72	879,42	22,5	JC-7
698797	4738807	974,70	0,8	22,38	1,85	32,00	951,45	950,65	23,25	JC-2
698798	4738456	993,15	0,5	22,13	1,72	35,58	973,65	973,15	19,5	JD-8
698801	4739195	904,21	0,68	22,28	1,76	33,80	881,06	880,38	23,15	J81-1
698811	4738716	981,56	0,81	22,38	1,83	32,00	962,34	961,53	19,22	JC-54
698812	4739383	922,25	0,88	22,44	1,84	31,30	886,30	885,42	35,95	JC-8
698875	4739590	943,50	0,85	22,46	1,82	31,10	899,95	899,10	43,55	JC-9
698899	4738900	968,36	0,5	22,13	1,72	35,58	943,36	942,86	25	JC-1
698949	4739278	917,39	0,66	22,26	1,75	34,30	897,64	896,98	19,75	J81-2
698962	4738499	1013,00	0,65	22,25	1,75	34,60	1000,00	999,35	13	JD-1

- Continúa en la página siguiente

ANEXO I Bases de datos

X	Y	Z	Pcapa	MJul	Az	Ce	Zt	Zm	Prof_A_Techo	Nombre_s
699024	4738297	1026,05	0,62	22,23	1,74	35,00	1017,75	1017,13	8,3	JD-3
699027	4738664	1013,17	0,75	22,33	1,82	32,80	985,97	985,22	27,2	JD-7
699034	4738435	1023,40	0,45	22,08	1,70	35,62	1011,70	1011,25	11,7	JD-2
699091	4739333	930,94	0,62	22,23	1,74	35,00	906,70	906,08	24,24	J81-3
699094	4739702	973,40	0,9	22,48	1,84	30,90	909,15	908,25	64,25	JC-18
699129	4738643	1031,52	0,9	22,48	1,84	30,90	1001,97	1001,07	29,55	JD-6
699146	4738414	1039,15	0,67	22,27	1,76	34,00	1018,88	1018,21	20,27	JD-4
699181	4738346	1046,23	0,75	22,33	1,82	32,80	1023,13	1022,38	23,1	JD-9
699203	4738479	1046,09	0,65	22,25	1,75	34,60	1026,14	1025,49	19,95	JD-10
699203	4738677	1019,00	0,68	22,28	1,76	33,80	981,40	980,72	37,6	JB-6
699203	4739998	1007,51	0,5	22,13	1,72	35,58	909,81	909,31	97,7	JA-8
699206	4738396	1046,78	0,7	22,29	1,77	33,60	1030,03	1029,33	16,75	JD-11
699217	4739474	939,52	0,8	22,38	1,85	32,00	905,77	904,97	33,75	JC-10
699243	4739391	946,14	0,33	21,98	1,70	35,72	928,15	927,82	17,99	J81-4
699322	4739713	981,42	0,8	22,38	1,85	32,00	896,92	896,12	84,5	JC-12
699370	4738760	1049,19	1	22,55	1,88	29,60	1034,59	1033,59	14,6	JB-5
699426	4738633	1059,67	0,45	22,08	1,70	35,62	1050,87	1050,42	8,8	JB-9
699486	4739566	987,10	0,8	22,38	1,85	32,00	911,45	910,65	75,65	JC-11
699492	4738713	1065,00	0,95	22,52	1,86	29,90	1054,80	1053,85	10,2	JB-4
699555	4739770	986,28	0,8	22,38	1,85	32,00	894,38	893,58	91,9	JA-10
699604	4738825	1068,01	1,2	22,71	1,96	28,34	1052,56	1051,36	15,45	JB-3
699668	4740125	1000,63	0,8	22,38	1,85	32,00	928,38	927,58	72,25	JA-6
699742	4740030	1008,84	1,05	22,61	1,90	29,20	927,59	926,54	81,25	JA-4
699977	4738773	1077,75	1,2	22,75	1,96	28,29	1066,55	1065,35	11,2	JB-2
699977	4739980	1020,72	1,1	22,64	1,92	28,90	934,62	933,52	86,1	JA-5
700370	4739963	1023,91	0,65	22,25	1,75	34,60	959,76	959,11	64,15	JA-2
700457	4739744	1030,53	0,65	22,25	1,75	34,60	970,53	969,88	60	JA-1
700600	4739914	1009,00	0,85	22,46	1,82	31,10	970,10	969,25	38,9	JA-7
700676	4740137	971,70	0,8	22,38	1,85	32,00	962,55	961,75	9,15	JA-9
700857	4739670	1056,51	0,9	22,48	1,84	30,70	1021,36	1020,46	35,15	JA-3