



XII CONGRESO
NACIONAL DE
AGRIMENSURA

Agrimensura, más allá del territorio



9, 10 y 11 | OCTUBRE 2019

Hotel Sheraton | Mendoza - Argentina

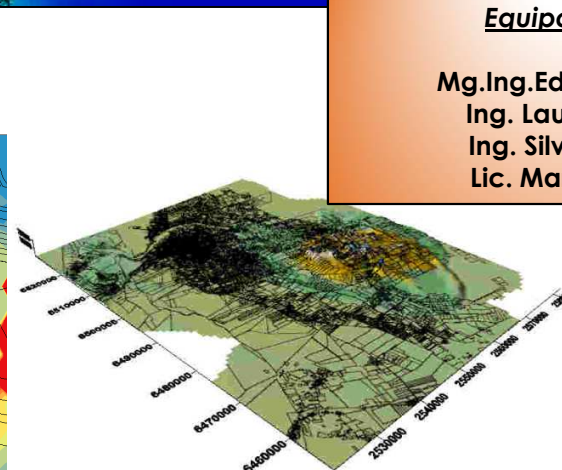
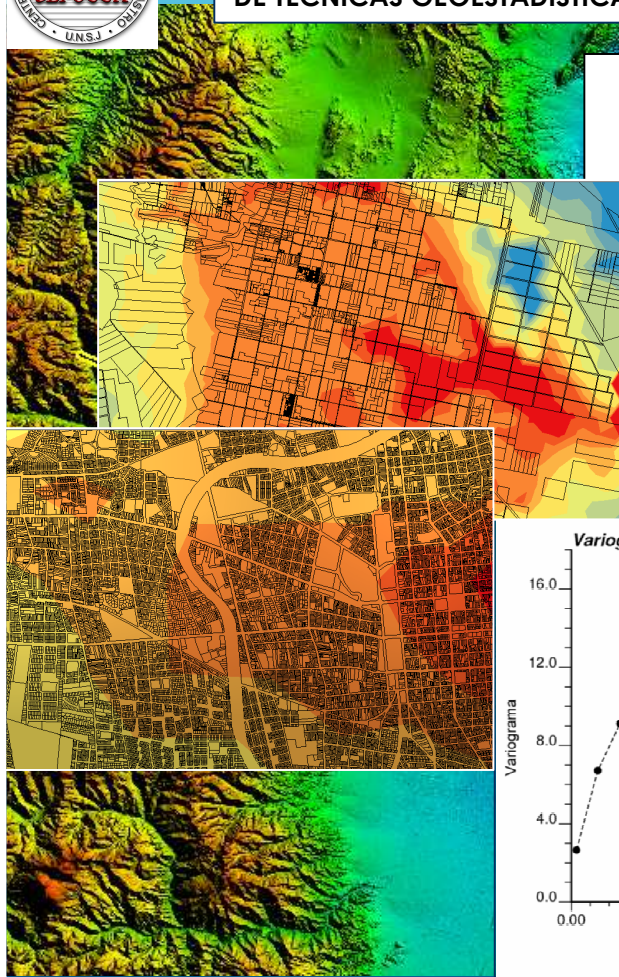


GENERACIÓN Y VALIDACIÓN DE UN MODELO PREDICTIVO APLICADO A LA GESTIÓN DE VALORES BÁSICOS UNITARIOS CATASTRALES DE TERRENOS CON FINES VALUATORIOS A TRAVÉS DE TÉCNICAS GEOESTADÍSTICAS



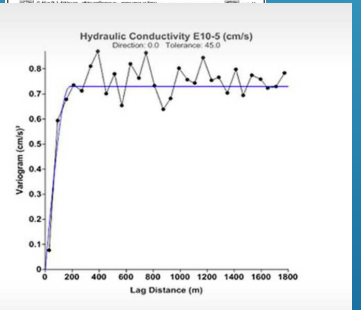
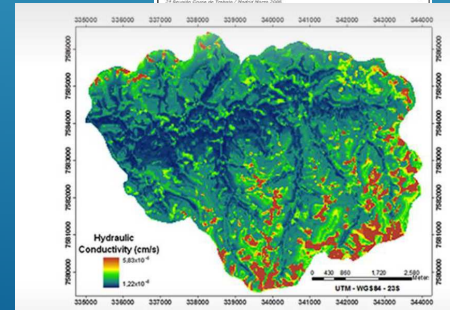
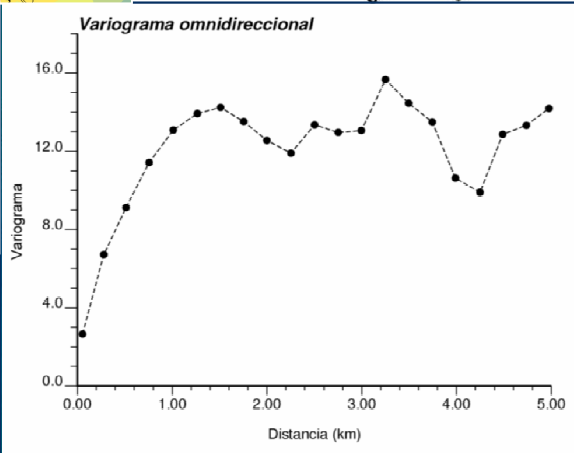
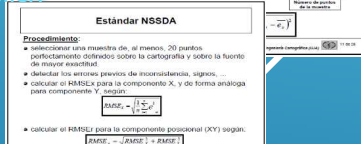
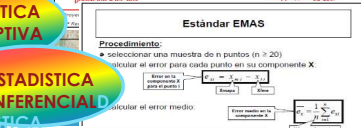
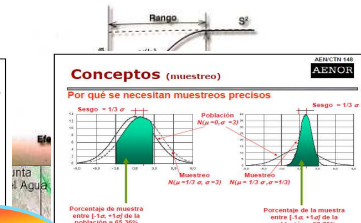
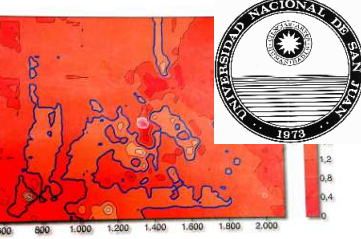
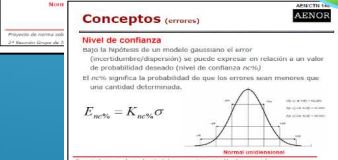
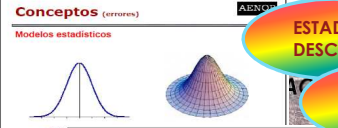
Equipo de trabajo

Mg.Ing.Eduardo Marquez
Ing. Laura Velazquez
Ing. Silvia Velazquez
Lic. Maria C. del Cid



Raíz del error cuadrático medio, media y desviación
El RMSE contabiliza dispersión y sesgo en un único índice. Con la pareja μ, σ contabilizamos ambas circunstancias de manera independiente.
El RMSE = σ , si el $\mu = 0 \rightarrow \text{RMSE} > \sigma$
$$\text{RMSE} = \sqrt{\mu^2 + \sigma^2}$$

ESTADÍSTICA DESCRIPTIVA
ESTADÍSTICA INFERENCIAL





GENERACIÓN Y VALIDACIÓN DE UN MODELO PREDICTIVO APLICADO A LA GESTIÓN DE VALORES BÁSICOS UNITARIOS CATASTRALES DE TERRENOS CON FINES VALUATORIOS A TRAVÉS DE TÉCNICAS GEOESTADÍSTICAS



Objetivo

La finalidad de este trabajo es elaborar sistemática y organizadamente, procedimientos basados en conceptos de **Análisis Exploratorios de Datos, estadística descriptiva e inferencial y geoestadística**, que permitan la Generación y Validación de un Modelo Predictivo aplicado a la gestión de Valores Básicos Unitarios Catastrales de Terrenos con fines valuatorios

Justificación

La calidad de la generación del dato y la cartografía digital, como producto final como sería la producción de un modelo predictivo de valores básicos unitarios de terreno estimado para cualquier lugar de la geografía de San Juan ,debería ceñirse a conceptos y procedimientos **basados en la rigurosidad que proveen las herramientas estadísticas mediante la aplicación de técnicas proporcionadas por la geoestadística**



Marco Teórico



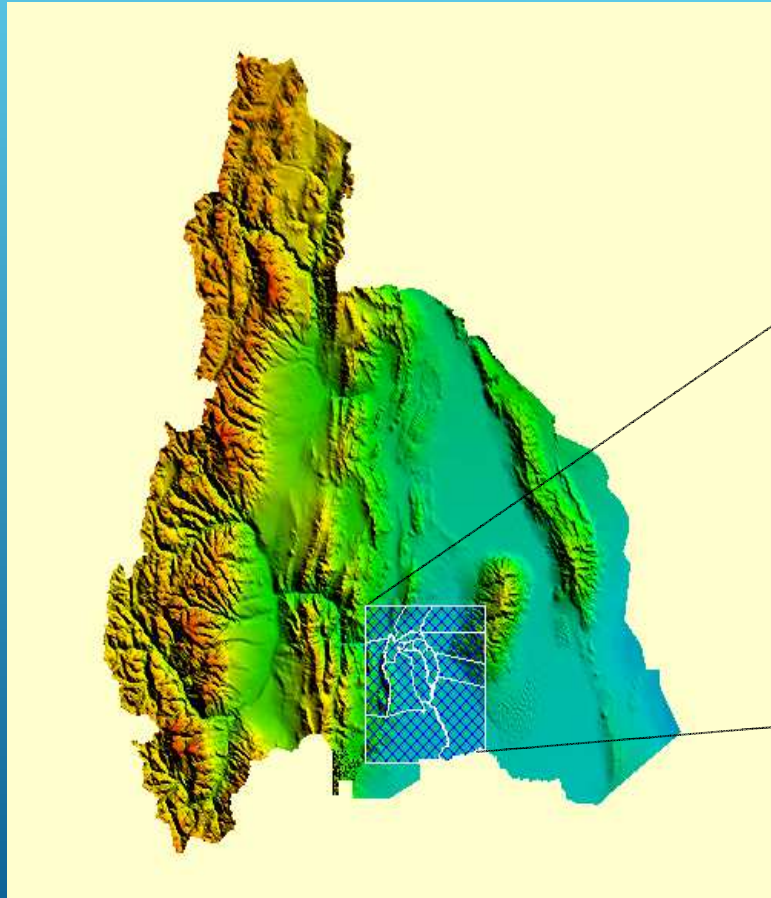
- **La estadística** provee un conjunto de potentes herramientas como la estadística descriptiva, los Análisis Exploratorios de Datos y la estadística inferencial, la teoría del muestreo, teoría de la estimación, ensayos de hipótesis y significación, procesos para la detección y tratamiento de errores groseros y de outliers o valores atípicos, etc., que son de gran ayuda al momento de determinar, evaluar y consignar errores en las mediciones; que luego nos conducirán mediante pruebas de contrastación con estándares de calidad normalizados, a determinar qué tan buena o mala es una base de datos geográfica respecto a su calidad.

- En el campo de las geociencias es común encontrar variables distribuidas espacialmente, como es el caso de nuestro interés del valor básico unitario del terreno. Para el estudio de estas variables son usados diversos procedimientos de estimación y/o simulación, entre los que se encuentra preferencialmente la **Geoestadística** como una herramienta idónea para conseguir el fin propuesto de generar modelos predictivos, considerando el comportamiento de autocorrelación estructural de la variable en estudio.

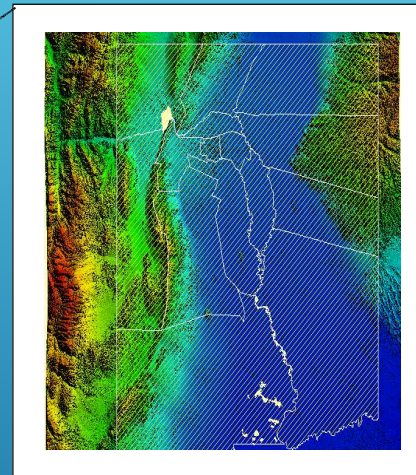
- **Los modernos programas** informáticos de condición propietaria o libre, que administran los datos espaciales, también aportan gran cantidad de procedimientos basados en conceptos estadísticos, geoestadísticos y reglas topológicas, para detectar, mensurar y corregir errores gráficos y de atributos, lo que contribuye eficazmente a sistematizar la ardua tarea de definir la calidad de la información geográfica provista en modo digital.



Area de Estudio



6900 Km²





DATOS DE BASE Y PREPARACION DE LOS MISMOS

Datos
Provistos por
la Dirección
de Geodesia
y Catastro



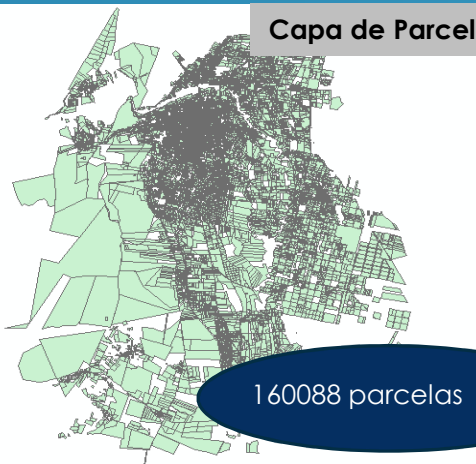
Cod Dep	Estrato	Valor Basico	Tipo
1 004		80.11	U
1 005		82.72	U
1 006		84.00	U
1 007		85.40	U
1 008		86.64	U
1 009		88.06	U
1 010		89.44	U
1 011		92.12	U
1 012		93.41	U
1 013		94.74	U
1 014		104.08	U
1 015		113.49	U
1 016		116.12	U
1 017		126.80	U
1 018		129.41	U
1 019		137.43	U
1 020		146.77	U

Parcelas\NSJ: Bloc de notas

Archivo Edición Formato Ver Ayuda

Nomenclatura	Cod_Dep	Cod_Sec	Num_Parc_Madre	Estrato	Avaluo	Tipo_Parc	Dest_Parc	Agua	Luz	Gas_Nat	Telefono
012020527300000	1	20	0120205273	047	2103184.7325	2	Z	True	True	True	True
012021029000000	1	20	0120210290	047	1108613.8896	2	V	True	True	True	False
012022032000000	1	20	0120220320	047	3794361.6665	2	D	True	True	True	False
012022035000000	1	20	0120220350	047	347957.4826	2	V	True	True	False	True
012022527400000	1	20	0120225274	047	295855.4732	2	V	True	True	True	True
012023037000000	1	20	0120230370	047	463655.9727	2	V	True	True	True	False
012023057000000	1	20	0120230570	047	107415.0949	4	Z	True	True	True	False
012023272000000	1	20	0120232720	047	1463770.6355	2	V	True	True	True	True
012023362000000	1	20	0120233620	047	137907.4426	2	V	True	True	True	False
012023387000000	1	20	0120233870	047	92816.4059	1		True	True	True	True
012024035000000	1	20	0120240350	047	284385.1541	2	V	True	True	True	False
012024038000000	1	20	0120240380	047	263827.9185	2	Z	True	True	True	False
012024336500000	1	20	0120243365	047	589326.7896	2	V	True	True	True	False
012024440000000	1	20	0120244400	047	992395.5515	2	Z	True	True	True	False
012025028700000	1	20	0120250287	047	92816.4059	1		True	True	True	True
012025034000000	1	20	0120250340	047	724258.2058	2	V	True	True	True	False
012025036000000	1	20	0120250360	047	348260.7672	2	V	True	True	False	False
012025039000000	1	20	0120250390	047	1190561.813	2	V	True	True	True	False
012025039000000	1	20	0120250390	047	131801.7311	1		True	True	True	False

Relaciones
Tabulares con
cardinalidades 1:1 y
M:1



Capa de Parcelas

1 60088 parcelas



Nomenclat1	Deptex	Deptst	OID_	OBJECTID_1	Cod_Dep_1	Estrato_	Valor_Basi	Tipo	Cod_Enlace	Deptex
248830990	2	24	142	143	2 4		66.76	U	24	2
248820980	2	24	142	143	2 4		66.76	U	24	2
248830980	2	24	142	143	2 4		66.76	U	24	2
248810980	2	24	142	143	2 4		66.76	U	24	2
248810990	2	23	141	142	2 3		22.72	U	23	2
248800990	2	23	141	142	2 3		22.72	U	23	2
248790990	2	23	141	142	2 3		22.72	U	23	2
248792980	2	23	141	142	2 3		22.72	U	23	2
248791983	2	23	141	142	2 3		22.72	U	23	2
248770990	2	24	142	143	2 4		66.76	U	24	2

Tabla de Atributos





160088 parcelas

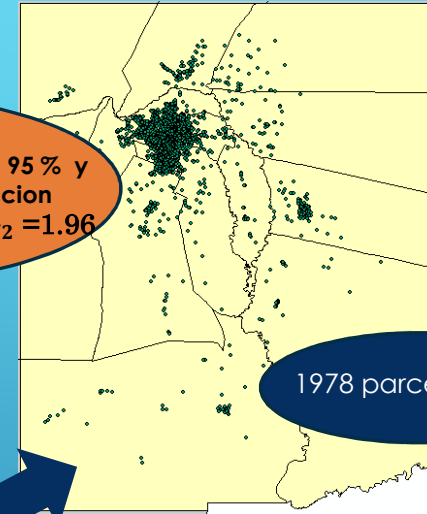
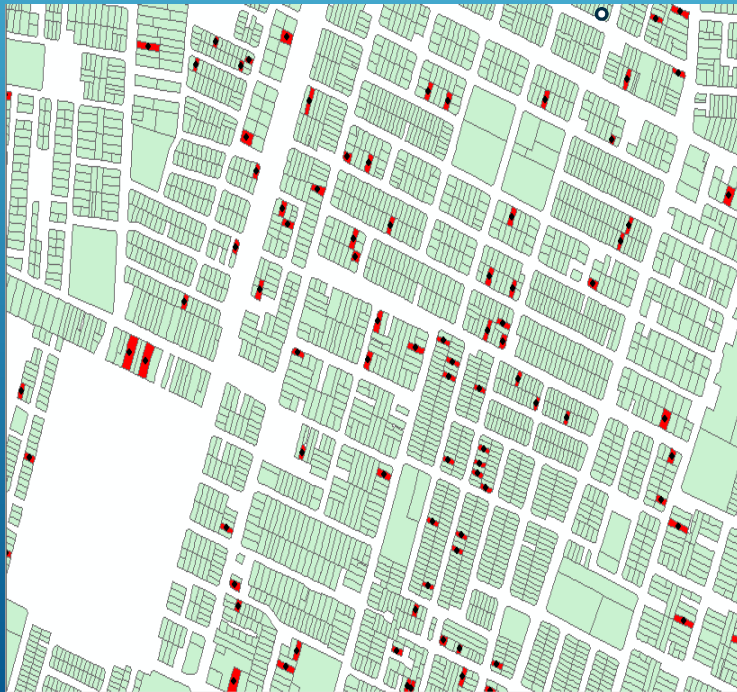
Muestreo Aleatorio Simple

Para un intervalo de confianza del 95 % y por tabla de la Funcion de Distribucion Normal estandar acumulativa $Z_{\alpha/2} = 1.96$

$$n = \left(\frac{Z_{\alpha/2}}{q} 100 \right)^2 = 4268$$

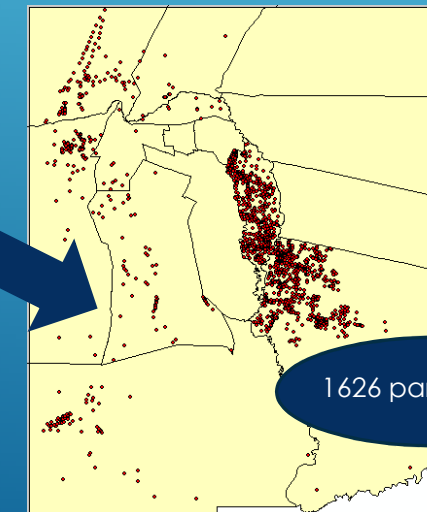
4000 parcelas

$$n_c = \frac{n}{1 + \frac{n}{poblacion}} = 4143$$



1978 parcelas

Urbano



1626 parcelas

Rural

Debido al comportamiento estadístico de la variable Valor Unitario a través de un Análisis Exploratorio de Datos sin desagregar, era inmanejable desde el punto de vista estocástico, dando parámetros o estimadores de localización (mediana, moda, media, máximo, mínimo, rango); dispersión (rango intercuartil, varianza, desviación estándar); de forma (Kurtosis, asimetría, coef. de variación), errores atípicos, muy distorsionados respecto de los parámetros poblacionales.





GEOESTADISTICA



- La motivación de la Geoestadística nace de la necesidad describir las fluctuaciones de un fenómeno en el espacio cuando no se dispone de información exhaustiva de tal fenómeno y/o los métodos determinísticos no son satisfactorios.

- Su aplicación surge a partir de la década del 60 para abordar el análisis de fenómenos con correlación espacial en el ámbito de la minería, con el propósito de predecir valores de las variables en sitios no muestreados

Definición formal:

- La geoestadística es la aplicación del formalismo de las funciones aleatorias al reconocimiento y estimación de fenómenos naturales (Matheron)
- Un fenómeno natural puede ser caracterizado por la distribución en el espacio de una o más variables llamadas variables regionalizadas, por ejemplo la distribución de la altitud sobre un espacio horizontal para caracterizar una superficie topográfica

Definición practica:

- La geoestadística está orientada a proveer una descripción cuantitativa de variables naturales distribuidas en el espacio (y en ciertos casos en el tiempo). Una definición más reciente, debido a su aplicación orientada a los SIG, sería: ***estadística relacionada con los datos geográficos, también denominada estadística espacial***



VARIABLE ALEATORIA REGIONALIZADA



Se puede definir a una Variable Aleatoria Regionalizada como una variable aleatoria medida en el espacio de forma que presente una **estructura de correlación**.

V.A.R = Valor aleatorio + Posición en el espacio + Correlación espacial

Se conviene que una variable geográfica o espacial es una variable regionalizada, si se cumple con los siguientes requisitos:

- Es continua pero no matematizable
- Posee variación local aleatoria
- Posee variación regional o conjunta

También a la geoestadística se la llama "Teoría de la Variable Regionalizada"

$$Z(x) = m(x) + \varepsilon'(x) + \varepsilon''(x)$$

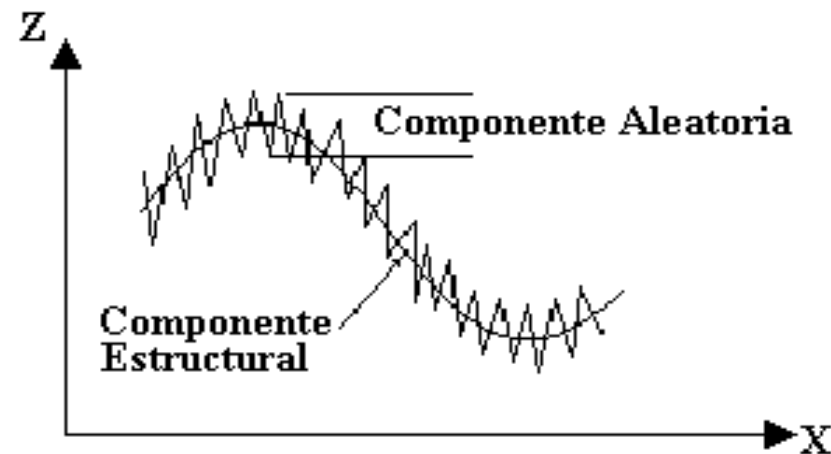


Figura 1: Carácter mixto de una Función Aleatoria.



Hipótesis de la Geoestadística



La teoría geoestadística se basa en los momentos de la F.A y la hipótesis de estacionariedad puede definirse en termino de estos.

- Estacionariedad Estricta
- Estacionariedad de Segundo Orden
- Estacionariedad Débil o Intrínseca

Estacionariedad Débil o Intrínseca

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

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

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

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

$$\text{Var} [Z(x+h) - Z(x)] = E [Z(x + h) - Z(x)]^2 = 2\gamma(h)$$



FASES DE UN ESTUDIO GEOESTADISTICO



1) Análisis estadístico preliminar

- Limpieza de los datos y análisis de consistencia
- Análisis exploratorio univariado y bivariado

2) Análisis de la continuidad espacial (determinación del semivariograma experimental)

- Análisis estructural
1. Calculo del Variograma Experimental
 2. Ajuste de un Modelo Teórico Autorizado
 3. Optimo análisis estructural (se lleva a cabo en forma conjunta e iterativa con las fases anteriores)

Es el proceso de conceptualización/construcción del modelo de continuidad espacial (determinación del modelo de semivariograma por la cual una variable aleatoria se regionaliza)

3) Estimación (aplicación de los algoritmos de interpolación geoestadísticos)

- Determinación de valores de una variable donde no se la conoce
- Evaluación de la incertidumbre local
- Integración de información secundaria

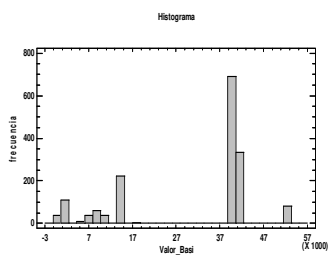
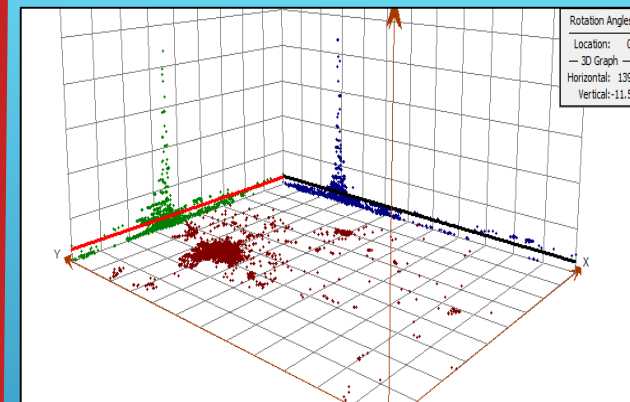


ANALISIS ESTADÍSTICO PRELIMINAR (Análisis exploratorio de datos)

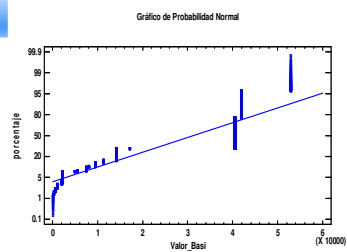
Resumen

Variable	Amplitud			Tendencia Central		Variabilidad			Estructura		Normalidad		Puntos
	Min	Max	Rango	Media	Mediana	Varianza	Desv.Est.	C.V(%)	Desvio	Kurtosis	K-S	S-W	
Vbasico_2000	13.38	52935.5	52922.1	675.932	200.21	13402000	3660.93	541.6	10.8763	120.967	No	No	2000
VBasico_U	13.38	7664.11	7650.73	339.43	200.21	264551.9	514.35	1.5	6.83	68.23	No	No	1978
VBasico_R	147.86	52935.52	52787.66	31432.03	40480.10	248360660	15759.46	0.50	-0.79	-0.98	No	No	1626

Analisis de Tendencia



Rural



Prueba t

Hipótesis Nula: media = 0
Alternativa: no igual

Estadístico t = 80.425
Valor-P = 0

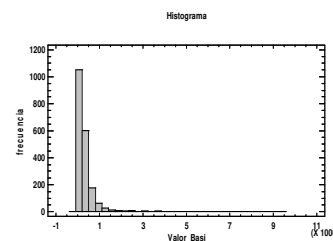
Se rechaza la hipótesis nula para alfa = 0.05

Prueba chi-cuadrada

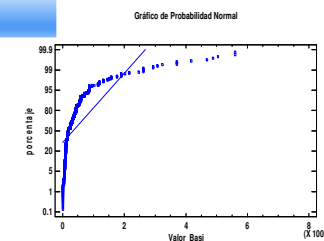
Hipótesis Nula: sigma = 1.0
Alternativa: no igual

Chi-cuadrado calculado = 4.03586E11
Valor-P = 0

Se rechaza la hipótesis nula para alfa = 0.05.



Urbano



Prueba t

Hipótesis Nula: media = 0
Alternativa: no igual

Estadístico t = 29.3504
Valor-P = 0

Se rechaza la hipótesis nula para alfa = 0.05.

Prueba chi-cuadrada

Hipótesis Nula: sigma = 1.0
Alternativa: no igual

Chi-cuadrado calculado = 5.23019E8
Valor-P = 0

Se rechaza la hipótesis nula para alfa = 0.05.



ANÁLISIS DE CONTINUIDAD ESPACIAL o ANÁLISIS ESTRUCTURAL (Determinación del Semivariograma Experimental)



El análisis estructural de los datos es decisivo para la realización de las predicciones en los puntos no muestrales, por lo cual constituye una de las etapas más críticas en cualquier trabajo geoestadístico

Para una variable aleatoria estacionaria e intrínseca, la media de $Z(x+h)-Z(x)$ es nula y a partir de los datos disponibles el variograma se estima como:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} \{Z(x_i) - Z(x_i + h)\}^2$$

donde:

$\gamma(h)$ es el valor del variograma (mide la disimilitud entre pares de valores de la misma var. en función de la dist.)

$Z(x_i)$ son los valores muestrales en los puntos x_i

h la distancia que separa cada par de observaciones

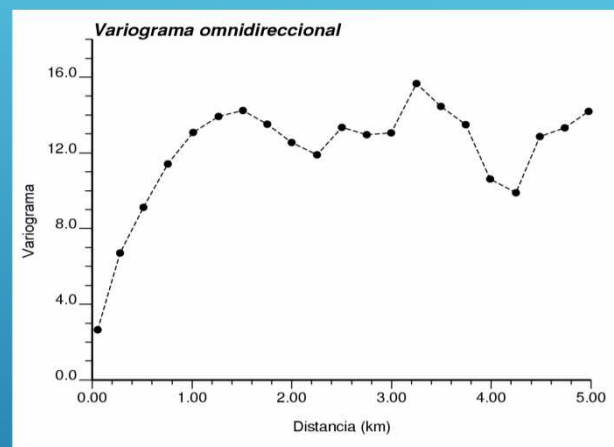
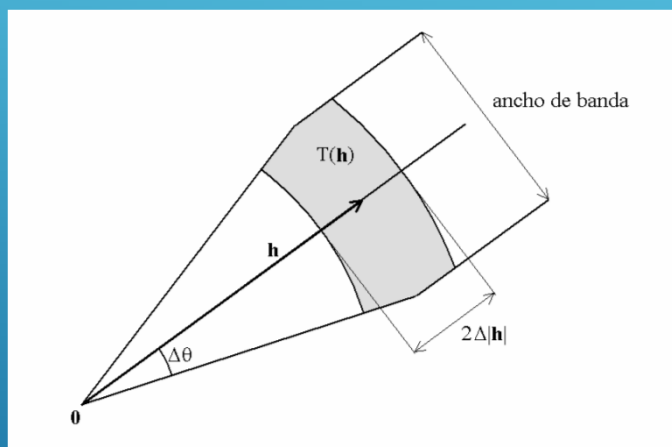
$N(h)$ es el número de pares de datos separados una distancia h



Fases en la determinación de un Variograma Experimental



- 1) Calcular un variograma Omnidireccional
- 2) Definir posibles patrones de anisotropía
- 3) Probar las tolerancias direccionales



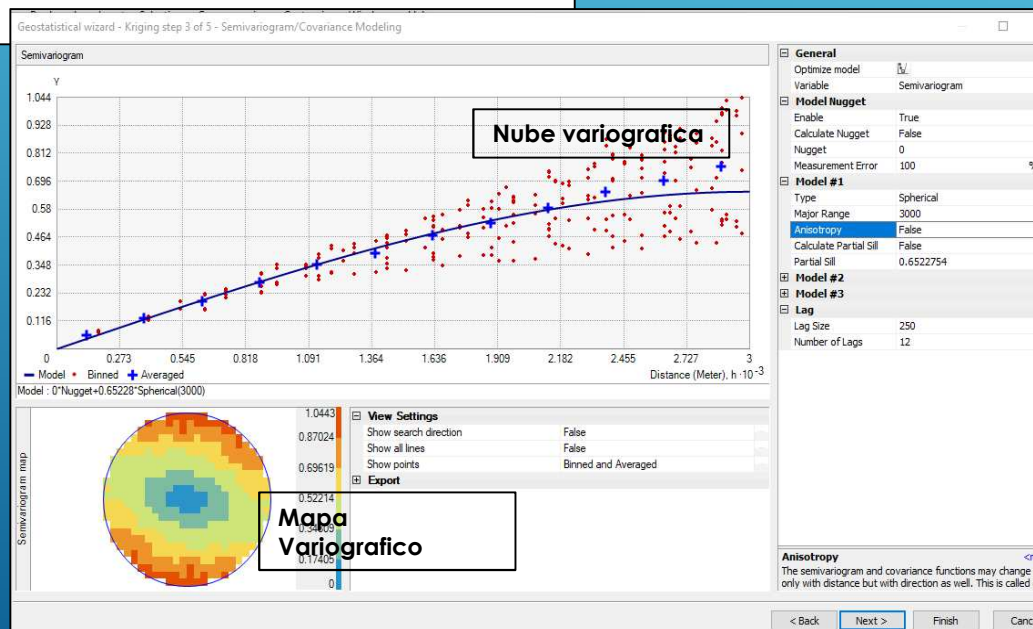
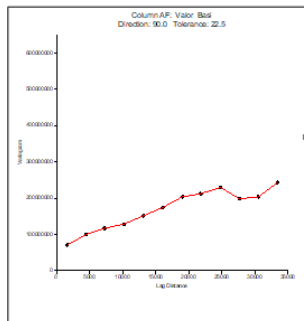
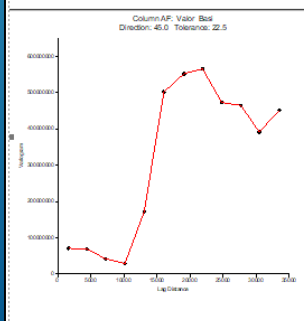
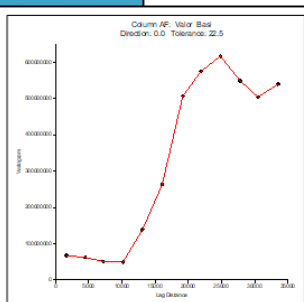
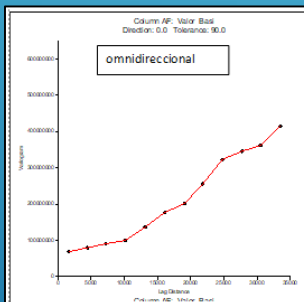
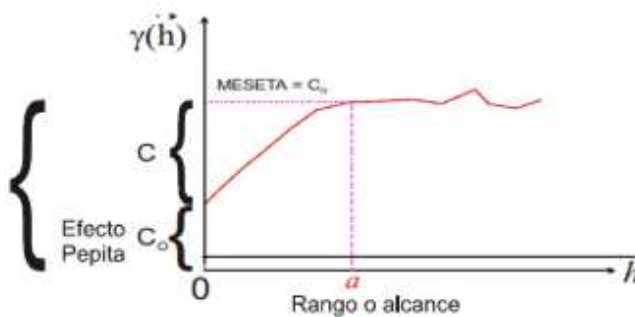
- Incremento de distancia = Lag = h = amplitud del intervalo
- Tolerancia dimensional=Lag tolerancia= Δh
- Ancho de banda = R
- Lag x Nro.Lag =Dist. Max/2
- Dist. Max. = dist mas grande entre la muestras
- El max valor de h es la mitad del lado mayor de la zona de estudio



Variograma Experimental



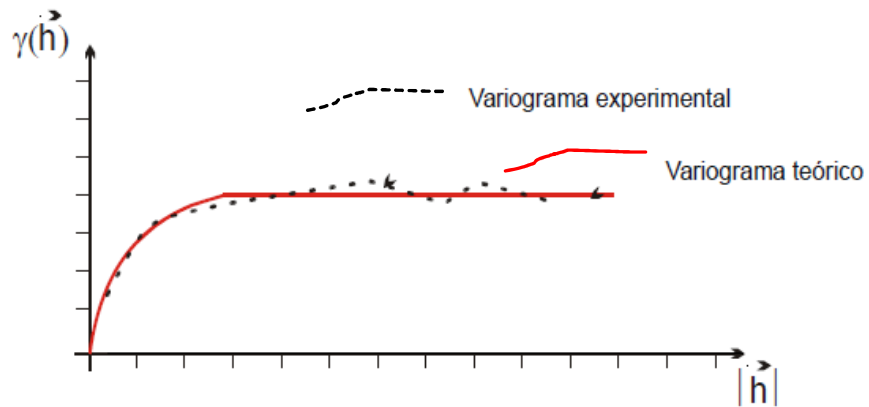
VARIANZA DE LOS DATOS





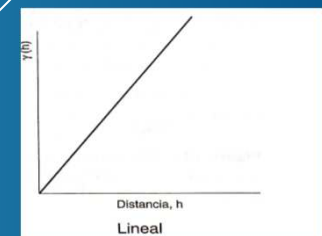
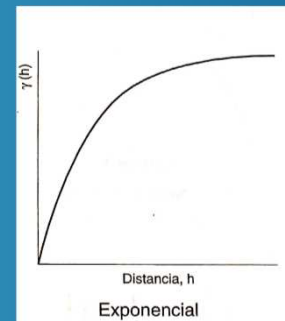
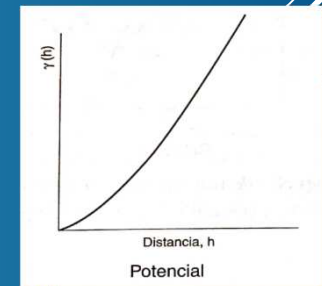
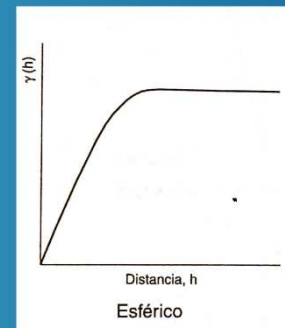
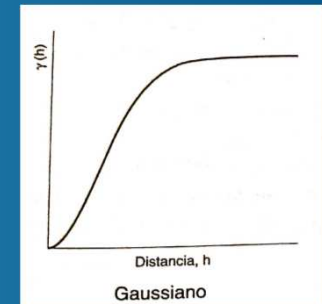
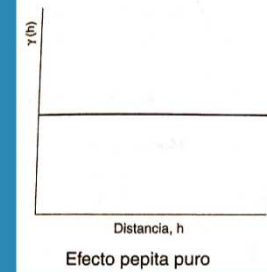
Variograma Teórico

- a) Carente de una expresión matemática
- b) Necesidad de conocer valores del variograma para $dist > h_{max}$.
- c) Necesidad de conocer valores del variograma prox. al origen o sea para $h=0$



El variograma teórico debe respetar al variograma experimental, sobre todo en los primeros puntos que son los más confiables

Tipos de Variogramas Teóricos





ESTIMACION



Todo lo expresado hasta aquí tiene un único objetivo, conocer la información disponible para realizar estimaciones, es decir, estimar valores desconocidos a partir, no sólo de los conocidos, sino también de su estructura de continuidad espacial.

Para la interpolación que trataremos aquí se usa el algoritmo de interpolación denominado habitualmente *kriging*. Este método realiza una estimación del valor en el punto desconocido mediante la expresión

$$Z(s_0) = \sum_{i=1}^N \lambda_i Z(s_i) \quad (1)$$

Donde:

$Z(s_0)$ es el valor pronosticado de un lugar

λ_i es un peso desconocido que tenemos que calcular para cada valor observado

$Z(s_i)$ es el valor medido en un determinado lugar.



Estimador Kriging



Este método de interpolación genera estimadores tipo **BLUE** (*Best Linear Unbiased Estimator*), es decir estimaciones óptimas lineales e insesgadas.

- **Lineales** : son combinaciones lineales ponderadas de los datos existentes

$$Z(s_0) = \sum_{i=1}^N \lambda_i Z(s_i) \quad (1)$$

- **Insesgado**: procura que la media de los errores de estimación sea nula $\varepsilon = Z(s_0) - \sum_{i=1}^N \lambda_i Z(s_i)$
- **Óptimo**: los errores de estimación tienen una variancia mínima

Para el calculo de los pesos λ_i se resuelve el siguiente sistema de ecuaciones :

$$\Gamma \cdot \lambda = g$$

$$\begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} & \dots & \gamma_{1N} & 1 \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} & \dots & \gamma_{2N} & 1 \\ \gamma_{31} & \gamma_{32} & \dots & \gamma_{3N} & 1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \gamma_{N1} & \gamma_{N2} & \dots & \gamma_{NN} & 1 \\ 1 & 1 & \dots & 1 & 0 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ \lambda_3 \\ \dots \\ \dots \\ \dots \\ \lambda_m \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \gamma_1 \\ \gamma_2 \\ \gamma_3 \\ \dots \\ \dots \\ \dots \\ \gamma_m \\ 1 \end{bmatrix}$$

Donde:

Γ = matriz de los valores del semivariograma teorico

λ = vector de pesos a calcular

g = vector de las semivarianzas teoricas de cada uno de los puntos muestrales con el punto a predecir

Premultiplicando (1) por Γ^{-1}

$$\Gamma^{-1} \cdot \Gamma \cdot \lambda = \Gamma^{-1} \cdot g \quad \therefore \lambda = \Gamma^{-1} \cdot g$$

Conocido el vector λ ,se reemplaza en (1) para el calculo de los valores estimados

Tipos de Estimadores Kriging

Para acomodarse a todos los tipos de valores se han desarrollado las diferentes formas de kriging, entre otros:

- **Kriging Universal** . Asume que la variable es estacionaria y que tiene tendencia que es modelada usando una función polinmica
- **Kriging Simple** . Considera la media de los datos una constante conocida y que la suma de los pesos no da 1
- **Kriging Ordinario o Puntual**. Asume que la variable es estacionaria y que no tiene tendencia



Tabla resumen

Posibilidades planteadas y usadas en este trabajo, como es la combinación entre los datos rurales, urbanos, con y sin isotropía (anisotropía), direcciones, algoritmo kriging usado, con o sin tendencia, con o sin transformación, etc. y poder seleccionar el mejor modelo teórico de ajuste y el mejor método kriging de estimación

Archivo	Direccion	Cant. Ptos.	Algoritmo de Interpolacion	Tipo de Tranf.	Orden de Tendencia	Lag	Nro.Lag	Modelo Teorico
(K5) Puntos2000_VB_Def.shp	Isotropico	2000	Kriging Universal	Log	First	2000	20	Esferico
(K4) Puntos2000_VB_Def.shp	Anisotropico	2000	Kriging Universal	Log	First	2000	20	Esferico
(K2) Puntos2000U_VB_Def.shp	Isotropico	1978	Kriging Universal	Log	First	250	12	Gaussiano
(K7) Puntos2000U_VB_Def.shp	Anisotropico	1978	Kriging Universal	Log	First	250	12	Esferico
(K3) Puntos2000R_VB_Def.shp	Isotropico	1626	Kriging Ordinario	None	First	2000	12	Esferico
(K6) Puntos2000R_VB_Def.shp	Anisotropico	1626	Kriging Ordinario	None	First	2000	12	Esferico
(K8) Puntos2000R_VB_Def.shp	Anisotropico	1626	Kriging Universal	Log	First	4000	12	Esferico

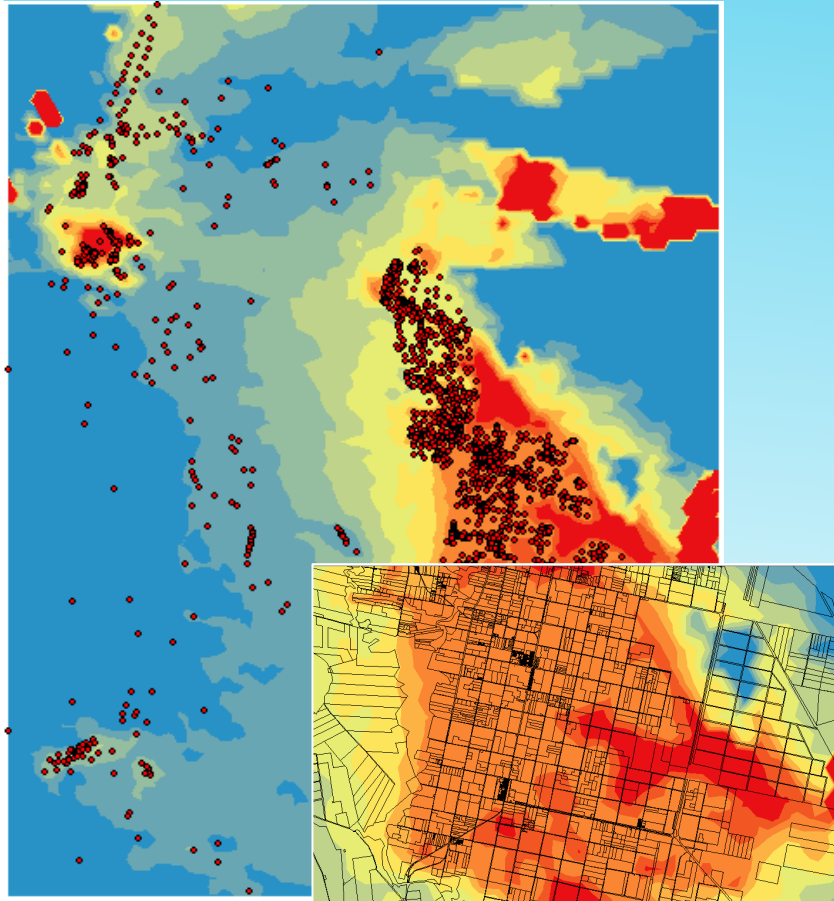
Nugget	Rango	Rango Mayor	Rango Menor	Sill Parcial	Angulo	Sectores	Max.Vecinos	Min.Vecinos	Media Estandar	Error Medio Cuad.Stand
0.37	16033.77	*****	*****	1.03	*****	8	10	2	-0.38	6.43
0.37	*****	16033.77	11419.72	0.92	90	8	10	2	-0.4	7.17
0.09	2870.97	*****	*****	0.66	*****	8	10	2	-0.01	0.86
0	*****	3000	2523	0.65	105	8	10	2	0.009	0.92
4.90×10^7	24000	*****	*****	1.13×10^8	*****	8	10	2	-0.002	0.92
4.75×10^7	*****	24000	19593	1.08×10^8	105	8	10	2	-0.001	0.92
0	*****	3000	2000	0.79	105	8	10	2	0.009	0.9



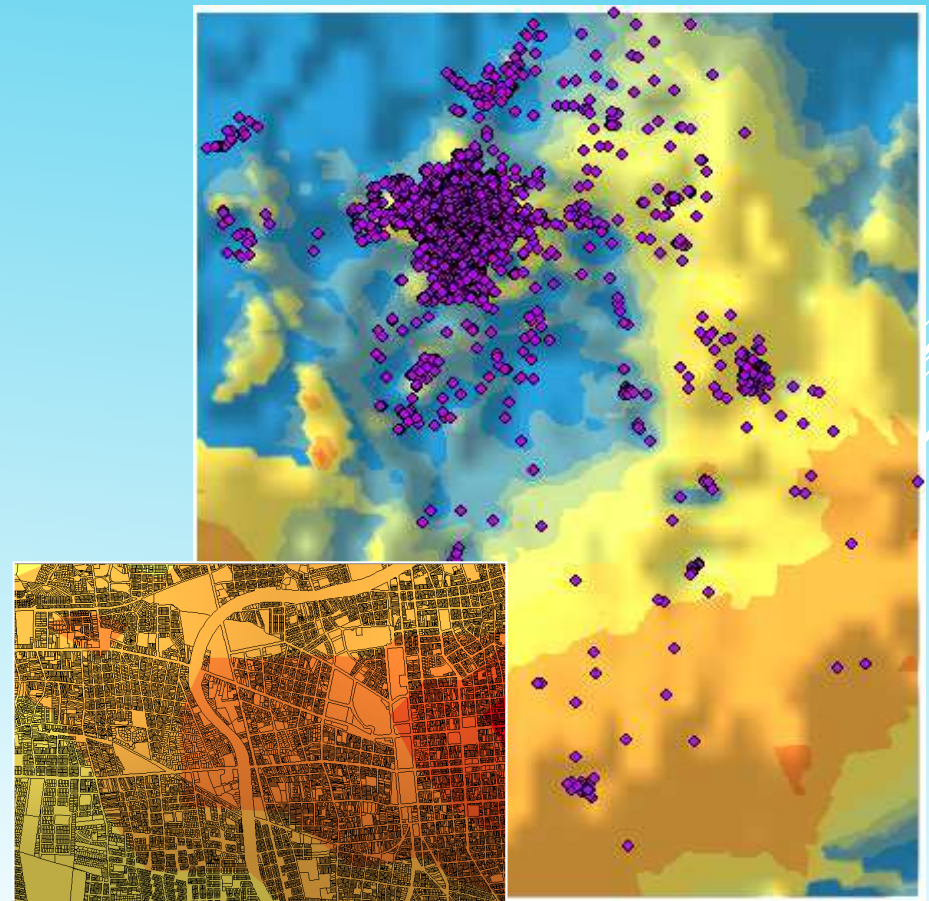
Modelos Predictivos



Area Rural

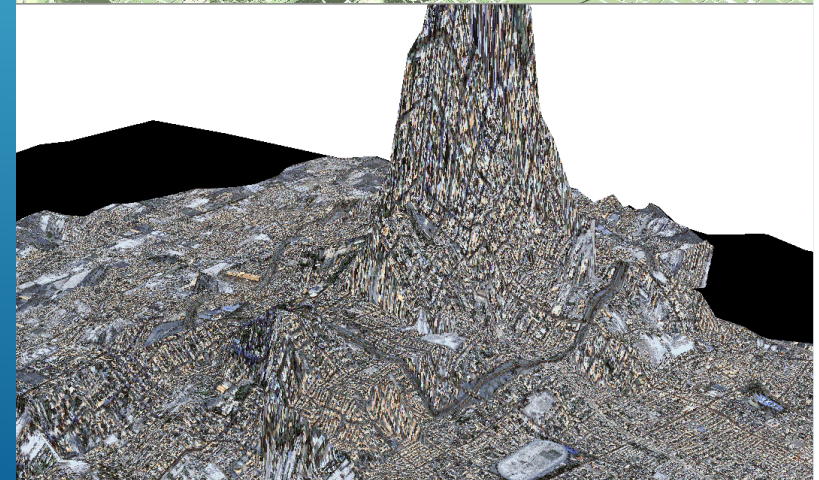
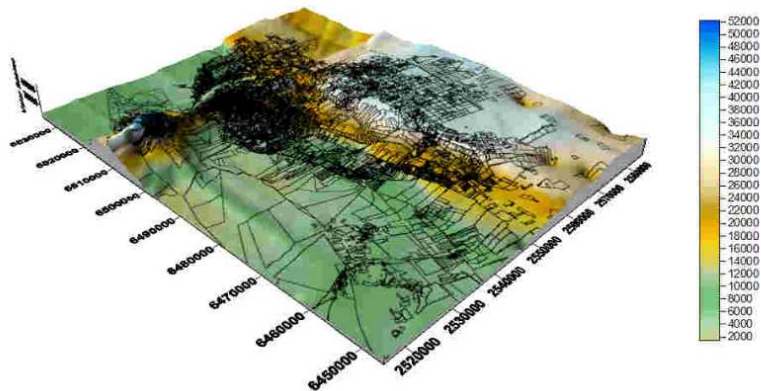
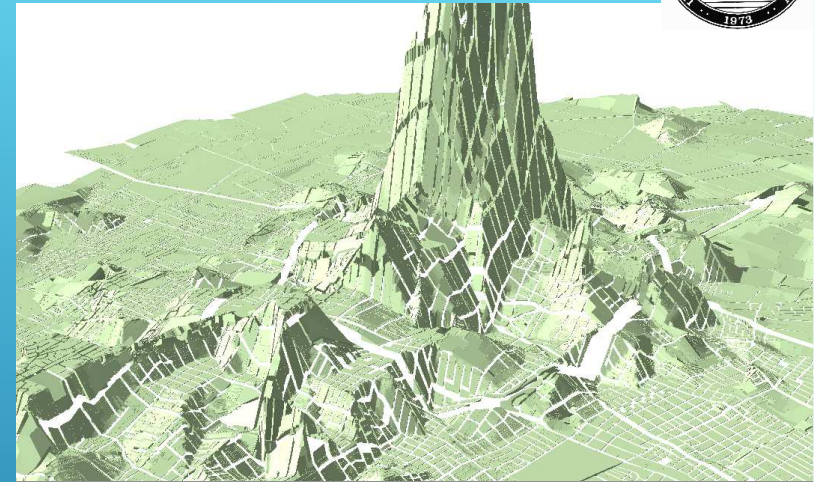


Area Urbana





Modelos Predictivos en 3D





Validación



Cuando se predicen valores de lugares no muestrales, disponemos de dos herramientas para comprobar la validez del modelo que estamos utilizando. Son la **validación cruzada** y la **validación**, ambas nos permiten tomar una decisión sobre el modelo que proporciona las mejores predicciones.

La validación cruzada (*cross validation*) utiliza todos los datos muestrales para estimar el modelo de autorrelacion. Cada vez se quita un dato muestral y lo predice con el resto de la muestra, después compara el valor predicho de ese punto con el valor observado (medido). Este procedimiento se repite con cada uno de los puntos muestrales y al final la validación cruzada compara todos los valores observados con los calculados.

La validación (*validation*) divide la muestra en dos partes. Una, la utiliza como clase para testear (*test dataset*) y la otra (*training dataset*) la utiliza para calcular la tendencia y la autocorrelacion que se van a utilizar en la predicción.



Validación : Estimadores de la mejor predicción

Error Medio Estandarizado (*Mean Standardized Error*)

Media de los errores estandarizados Este valor debe estar cerca de 0

$$EMS = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{z}(s_i) - z(s_i)) / \hat{\sigma}(s_i)}{n}$$

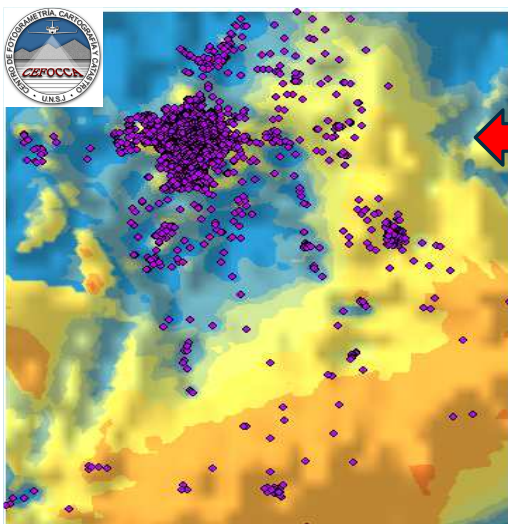
Raíz Cuadrada del Error Medio Estandarizado (*Root Mean Square Standardized Error*)

Debe estar cerca de 1 si los errores estándares de las estimaciones son válidos.

Si $REMS > 1$ hay subestimación de la variabilidad en la estimación $z(s_i)$.

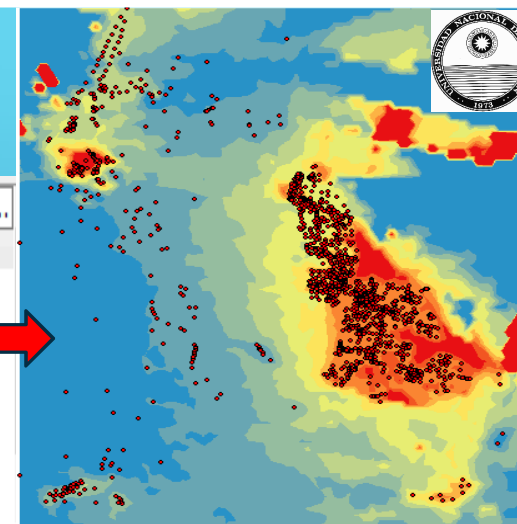
Si $REMS < 1$ hay sobrestimación de la variabilidad en la estimación $z(s_i)$

$$REMS = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n [(\hat{z}(s_i) - z(s_i)) / \hat{\sigma}(s_i)]^2}{n}}$$



Regression function	0.954576491409948 * ...
Prediction Errors	
Samples	1978 of 1978
Mean	3.701749
Root-Mean-Square	129.6239
Mean Standardized	0.008964663
Root-Mean-Square Stan...	0.9185023
Average Standard Error	9607.543

Validacion



Regression function	1.00209759320415 * x...
Prediction Errors	
Samples	1626 of 1626
Mean	1367.681
Root-Mean-Square	6805.977
Mean Standardized	0.009576161
Root-Mean-Square Sta...	0.9012872
Average Standard Error	310659

zona urbana (1978 ptos.)

- Media Estándar : 0.009 (muy próximo a 0)
- Error medio cuadrático estandarizado : 0.92 (próximo a 1)
- Dirección: anisotropica
- Angulo de la elipse de búsqueda : 105 grados
- Semi eje Mayor elipse de búsqueda (Rango Mayor) : 3000 mts
- Semi eje Menor elipse de búsqueda (Rango Menor) : 2583 mts
- Sill Parcial : 0.65
- Efecto Pepita (efecto nugget) : 0 (no debería superar el 50% de sill total)
- Modelo Adoptado para el variograma teórico : Esférico
- Algoritmo de Interpolación : Kriging Universal

zona rural (1626 ptos.)

- Media Estandarizada : 0.009 (muy próximo a 0)
- Error medio cuadrático estandarizado : 0.90 (próximo a 1)
- Dirección: anisotrópica
- Angulo de la elipse de búsqueda : 105 grados
- Semi eje Mayor elipse de búsqueda (Rango Mayor) : 3000 mts
- Semi eje Menor elipse de búsqueda (Rango Menor) : 2000 mts
- Sill Parcial : 0.79
- Efecto Pepita (efecto nugget) : 0 (no debería superar el 50% de sill total)
- Modelo Adoptado para el variograma teórico : Esférico
- Algoritmo de Interpolación : Kriging Universal



Comparación de entre algoritmos

Zona	Direccion	Media (IDW)	ECM(IDW)	Media(Kriging)	ECM (Kriging)
Urbana	Anisotropico	0.59	179.75	3.7	129.62
Rural	Anisotropico	324.62	7207.54	28.3	6906.1



Comparación por dirección



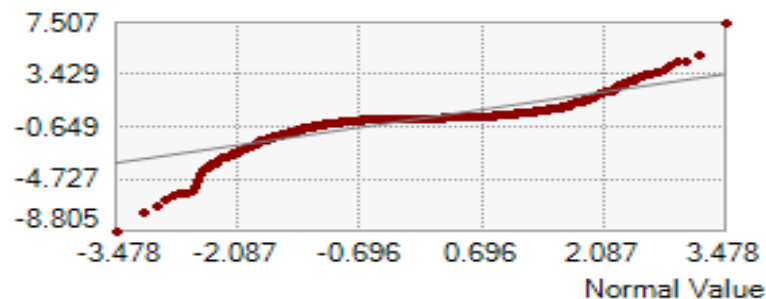
Cross Validation Comparison

Compare: Kriging_7

To: Kriging_2

Standardized Error

anisotropico



Predicted Error Standardized Error Normal Q-QPlot

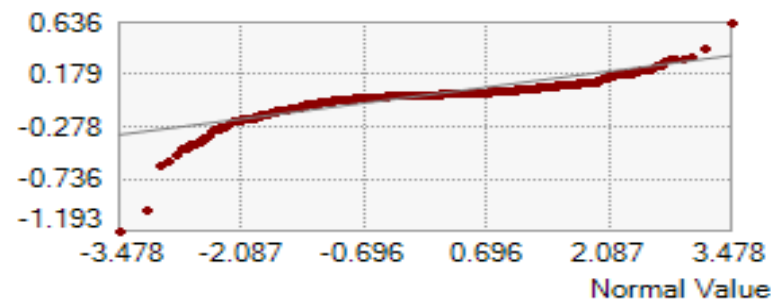
Regression function

Prediction Errors

Samples	1978 of 1978
Mean	3.701749
Root-Mean-Square	129.6239
Mean Standardized	0.008964663
Root-Mean-Square Sta...	0.9185023
Average Standard Error	9607.543

Standardized Error $\cdot 10^{-1}$

isotropico



Predicted Error Standardized Error Normal Q-QPlot

Regression function

Prediction Errors

Samples	1978 of 1978
Mean	0.03383042
Root-Mean-Square	158.7489
Mean Standardized	-0.01057775
Root-Mean-Square Sta...	0.8513939
Average Standard Error	222.8742

Pto	Modelo de Estimacion	VB_parcela	Dif
1	70.09	69.37	0.72
2	203.32	209.1	5.78
3	109.42	108.81	0.61
4	116.12	116.84	0.72
5	127.86	126.8	1.06
6	5596.33	5595.6	0.73
7	867.39	863.36	4.03
8	529.29	529.78	0.49
9	460.16	461.76	1.6
10	419.49	416.35	3.14
11	70.03	69.37	0.66
12	77.34	77.3	0.04
13	438.71	437.34	1.37
14	20.49	20.05	0.44
15	542.67	541.82	0.85
16	199.56	200.21	0.65
17	397.73	397.15	0.58
18	832.46	831.86	0.6
19	208	209.1	1.1
20	199.64	200.74	1.1
21	529.85	529.78	0.07
22	417.05	416.35	0.7
23	489.22	487.11	2.11
24	540.92	541.82	0.9
25	460.14	461.76	1.62
26	60.35	58.72	1.63
27	262.53	261.56	0.97
28	308.3	308.23	0.07
29	106.88	106.79	0.09
30	92.11	92.12	0.01
31			0.15

Otra manera de Validacion

Area Urbana

Area Rural

Recuento	50
Promedio	0.7754
Mediana	0.535
Moda	0.07
Desviación Estándar	1.06732
Coefficiente de Variación	137.647 %
Mínimo	0.01
Máximo	5.78
Rango	5.77
Sesgo	2.98931
Curtosis	10.6729

Pto.	Modelo Estimacion	VB Parcela	Dif
1	623.73	622.81	0.92
2	5447.36	5449.26	1.9
3	625.56	622.81	2.75
4	8096.94	9096	0.94
5	5451.69	5449.26	2.43
6	2255.92	2258.28	2.36
7	2180.27	2179.71	0.56
8	40434.25	40480.1	0.44
9	40479.68	40480.1	0.42
10	42038.39	42037.05	1.34
11	14169.59	14168.02	1.57
12	42041.07	42037.05	4.02
13	2181.13	2179.71	1.42
14	2024.5	2024	0.5
15	1139.09	1136.57	2.52
16	1044.18	1043.14	1.04
17	698.61	697.1	1.51
18	625.67	622.81	2.86
19	9500.6	9497.21	3.39
20	1137.43	1136.57	0.86
21	4878.29	4879	0.71
22	1137.23	1136.57	0.66
23	11367.25	11365.57	1.68
24	52928.96	52935.52	6.56
25	17128.24	17128.24	2.03
26			2.6

Recuento	30
Promedio	1.66067
Mediana	1.38
Moda	
Desviación Estándar	1.37072
Coefficiente de Variación	82.5402 %
Mínimo	0.1
Máximo	6.56
Rango	6.46
Sesgo	1.74446
Curtosis	4.43019



Conclusiones



- Es un método confiable desde el punto de vista del sustento matemático-estadístico en el que se fundamenta.
- El método provee estimadores que son del tipo Mejor Estimador Lineal Insesgado o estimador BLUE (Best Lineal Unbiased Estimator), es decir es el mejor (u óptimo) porque sus errores de estimación tienen una varianza de estimación mínima; es lineal porque sus estimaciones son combinaciones lineales ponderadas de los datos de observación; y es insesgado porque procura que la media de los errores (desviaciones entre el valor real o medido y el valor estimado) sea nula.
- Se puede predecir el valor de la variable Valor Básico, en cualquier posición espacial de la zona en estudio, con solo medir esta variable sobre el modelo.
- Habría que someter al modelo predictivo al juicio de una contrastación muy exhaustiva a mayor escala (todo el espacio territorial de la provincia) por parte de los especialistas de las reparticiones catastrales.
- Se pueden generar mapas temáticos de una manera muy ágil a partir del modelo de predicción.
- Se pueden analizar áreas con Valores Básicos deprimidos o exagerados de manera muy ágil e integral, drapeando sobre el modelo redes de los distintos servicios que asisten a esas zonas, tipos de edificaciones, tránsito, densidad poblacional, etc.
- Se pueden generar escenarios (modelos) con distintos impactos sobre el Valor Básico en función de posibles mejoras en determinadas zonas.
- Se pueden mostrar modelos de “diferencias” de Valores Básicos en una misma zona, en función de la comparación de estos modelos, afectados por la variable tiempo (medidos en distintas épocas) a través de Álgebra de Mapas.
- El modelo predictivo y las capas drapeadas se pueden ver también en 3D
- Se contrastó el modelo predictivo elaborado con las técnicas de interpolación geoestadísticas (Kriging) frente a las técnicas de interpolación determinísticas (IDW_ Inverse Distance to a Power), arrojando resultados favorables para los modelos geoestadísticos.

¡MUCHAS GRACIAS!

XII CONGRESO
NACIONAL DE
AGRIMENSURA

Agrimensura, más allá del territorio