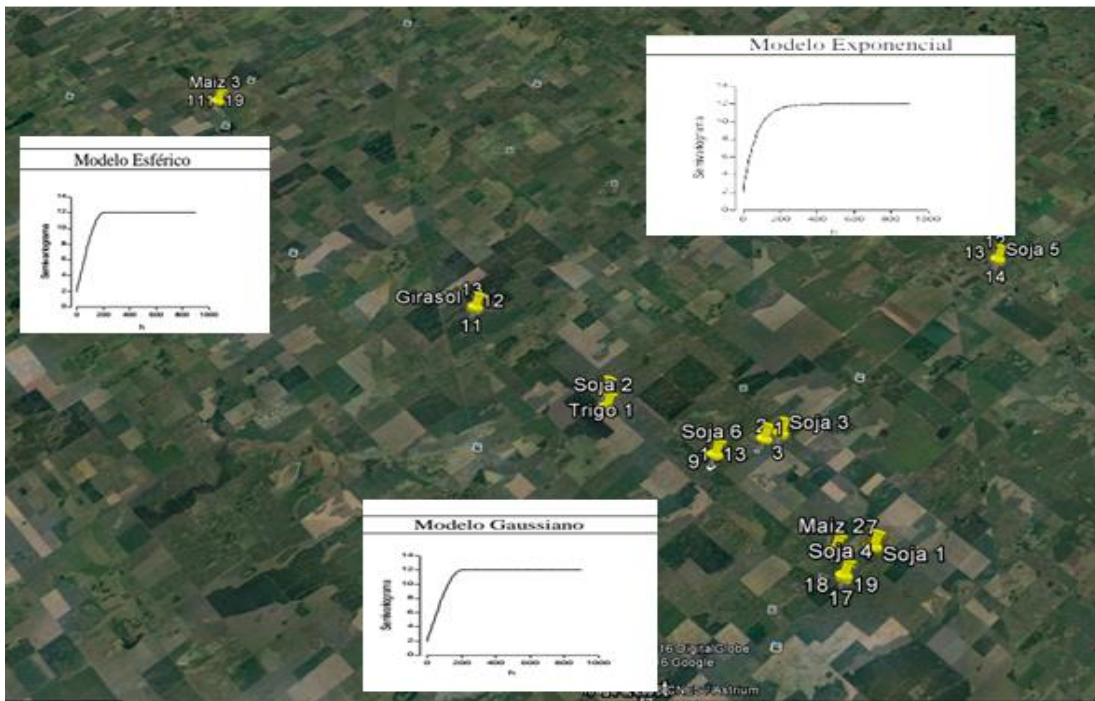


Comparación de modelos geo-espaciales para datos de rendimiento en lotes de cultivos

Autores: Lambertucci Daniel

Rueda Coll Agustín

Tutora: Bruno Cecilia



Año 2017

Índice de contenidos

Agradecimientos	5
Título	5
Resumen	5
Palabras claves	5
Introducción	6
Objetivos	7
Materiales y métodos / estrategias metodológicas	7
Características geográficas	7
Generación y preprocesamiento de los datos espaciales	9
Procedimientos del análisis	9
Histogramas	11
Semivariograma	11
Resultados	14
Conclusión	26
Bibliografía	27

Agradecimientos

Quiero mostrar mis agradecimientos por la elaboración de éste trabajo fin de carrera, a la tutora del mismo, Bruno Cecilia por su ayuda y paciencia a la hora de trabajar y al profesor Ulla Luis Alberto. Para finalizar agradecer también a familiares y amigos, por su paciencia durante la elaboración del trabajo.

Título

Comparación de distintos modelos de semivariograma para un conjunto de datos de rendimiento.

Resumen

En la actualidad la agricultura busca obtener el mayor rendimiento, con el fin de lograr mayores beneficios económicos. Es por esto que en los últimos años, se ha incrementado la implementación de sistemas de agricultura de precisión en la producción de cultivos agrícolas. La agricultura de precisión debe ser comprendida como una herramienta que le permite al productor desarrollar técnicas que cuantifican y diseccionan, diferenciadamente, la variabilidad natural y/o causada por el manejo histórico de la unidad. Una de las técnicas más usadas en el país y el mundo es el monitor y mapeo de rendimiento, el cual mide y graba el rendimiento de pequeñas áreas, dentro del lote y en forma continua. En este trabajo se comparan 3 modelos de ajuste de semivariogramas (exponencial, esférico y gaussiano) para cada mapa de rendimiento provenientes de diferentes cultivos (soja, maíz, trigo, cebada y girasol). El criterio para la selección del modelo más adecuado fue la suma de cuadrado del error (SCE) y el Criterio de Información de Akaike (AIC). El modelo que mejor ajustó en el 86% de los casos es el exponencial y con el 14 % el modelo esférico.

Palabras claves

Agricultura de precisión, mapa de rendimiento, mínimos cuadrados ponderados, ajuste de semivariograma.

INTRODUCCIÓN

En la agricultura los lotes son considerados como unidades productivas, en los cuales se toman datos promedio de rendimiento y de características físico-químicas del suelo, tratando grandes áreas de la misma manera. En la actualidad, la tecnología le permite al productor medir y analizar la variabilidad dentro de los lotes, lo cual ha sido una gran herramienta para desarrollar técnicas que cuantifiquen y diseccionen diferenciadamente la variabilidad natural y/o causada por el manejo histórico de la unidad (Bongiovanni et al., 2006). Los avances mencionados se engloban en el concepto de “agricultura de precisión”, es un término agronómico que define la gestión de parcelas agrícolas sobre la base de la observación, la medida y la actuación frente a la variabilidad inter e intra-cultivo¹.

El uso de la agricultura de precisión permite que las empresas agropecuarias, entidades privadas y públicas, productores agrícolas e ingenieros agrónomos, puedan llevar adelante un manejo integrado y sustentable de los recursos naturales. También permiten el estudio objetivo del impacto de las tecnologías sobre el medio ambiente². Una de las técnicas más usadas en el país y el mundo es el monitor y mapeo de rendimiento, el cual mide y graba el rendimiento de pequeñas áreas o “sitios” georeferenciados dentro del lote en forma continua a medida que se cosecha el cultivo. El mapeo de rendimiento sirve para: cuantificar el rendimiento en cada sector del lote (esto nos permite reconocer ambientes intra-lote y evaluar la eficacia de las estrategias de manejo implementadas); realizar análisis dinámicos y por ambiente (evalúa la estabilidad del rendimiento en el tiempo); auditar la tarea del operario (al generar mapas de velocidad se puede evaluar el trabajo). Cada sitio tiene un ancho (el ancho de corte), un largo (la distancia recorrida por la cosechadora en el intervalo de grabación: 1 a 5 segundos) y una ubicación específica (coordenadas x, y).

El rendimiento es una variable que integra la heterogeneidad del campo y el clima, y puede proveer información útil para identificar zonas de manejo. Albarenque et al. (2011) definen a las zonas de manejo como subregiones, donde se expresa una combinación homogénea de factores limitantes del rendimiento y para las cuales es apropiada una determinada combinación de insumos. En este trabajo se comparan distintos modelos (3) de ajuste de semivariogramas para cada mapa de rendimiento en estudio. Un semivariograma es una herramienta que permite

¹ Visión y estrategias: Estrategias para la sustentabilidad.

² Indicadores Ambientales: Prevención de la contaminación; Uso sustentable de los recursos materiales; Uso sustentable de los recursos: agua; Uso sustentable de los recursos: energía; Adaptación a los cambios climáticos.

analizar el comportamiento espacial de una variable sobre un área definida, obteniendo como resultado un variograma experimental.

VISIÓN Y ESTRATEGIA EN RELACIÓN A LA SUSTENTABILIDAD

Toda empresa o actividad agropecuaria, incluyendo al ingeniero agrónomo, deben operar de un modo responsable y buscar el desarrollo sustentable, estable y sostenible en el tiempo, de la sociedad y la producción, teniendo en cuenta la preservación de recursos ambientales y culturales (humano) en la producción, mediante su uso discreto y medido³, lo cual es posible con un adecuado análisis de las zonas trabajadas (mapeo). En nuestros tiempos debemos satisfacer las necesidades actuales tanto industriales como de consumo alimenticio, sin comprometer los recursos y posibilidades de las generaciones futuras (Responsabilidad Social). El análisis de Mapas de Rendimientos puede ser considerado también una técnica dentro de las Buenas Prácticas Agrícolas las cuales contribuyen a la trazabilidad del producto y sin dudas a una mejor Gestión de la Empresa Agropecuaria⁴. Para el caso de nuestra propuesta, consideramos que los **públicos de interés** (aquellos que pueden afectar o ser afectados por organización desde la que hacemos nuestra propuesta) son los siguientes:

- Productores agropecuarios que realizan los trabajos de siembra y cultivo.
- Personal de dichas organizaciones productivas (Profesionales y Personal de Campo).
- Comunidades cercanas a los cultivos que se consideran en los comparativos.
- Empresas y profesionales proveedores de bienes y servicios a los procesos productivos que evaluamos en el presente trabajo.
- Sociedades que demandan alimentos más accesibles, de mejor calidad y producidos de manera que no afecten a las personas y al ambiente.
- Gobiernos (locales, provinciales y nacionales) que para implementar y sostener políticas públicas de calidad, en especial en materia de educación, salud, justicia, seguridad, conocimiento e infraestructura, deben obtener ingresos genuinos provenientes de los impuestos a las actividades productivas.

³ Indicadores Sociales: Compromiso ético; Monitoreo de los impactos del negocio en los Derechos Humanos; Compromiso con el desarrollo profesional; Salud y seguridad de los empleados.

⁴ Gobierno Corporativo y Gestión: Compromisos Voluntarios y Participación en Iniciativas de RSE/ Sustentabilidad; Mapeo de los Impactos de la Operación y Gestión de Riesgos; Reportes de Sustentabilidad.

Objetivos

- Comparar distintos modelos de semivariograma ajustados sobre mapas de rendimiento en distintos cultivos agrícola de la provincia de Buenos Aires.
- Determinar si algún modelo de semivariograma ajusta mejor en todos los tipos de cultivos o si varía según las características del lote o cultivo.

Materiales y Métodos

Características geográficas

Los datos provienen de 14 lotes, ubicados en el centro-oeste de la provincia de Buenos Aires. Se observa en la Figura 1, la ubicación de 12 lotes en el Partido de Daireaux y dos en el partido de Coronel Suárez (Figura 2). Más específicamente:

El lote denominado Trigo 334 y el lote denominado Maíz 335 se encuentran a 8 km de La Larga, hacia el noroeste. Los lotes Maíz 327, Soja 321, Soja 326, Soja 333 y Soja 330 se encuentran a 6-7 km al noreste de Andant. Trigo 329 y Soja 323 se ubican a 7 km al norte de la misma localidad. 12 km más al norte se encuentra Girasol. El lote de cebada está a 24 km de Coronel Suárez y Maíz 324 a 8 km de la misma localidad. El lote denominado Maíz 328 se encuentra a 6 km hacia el suroeste de Girodias.

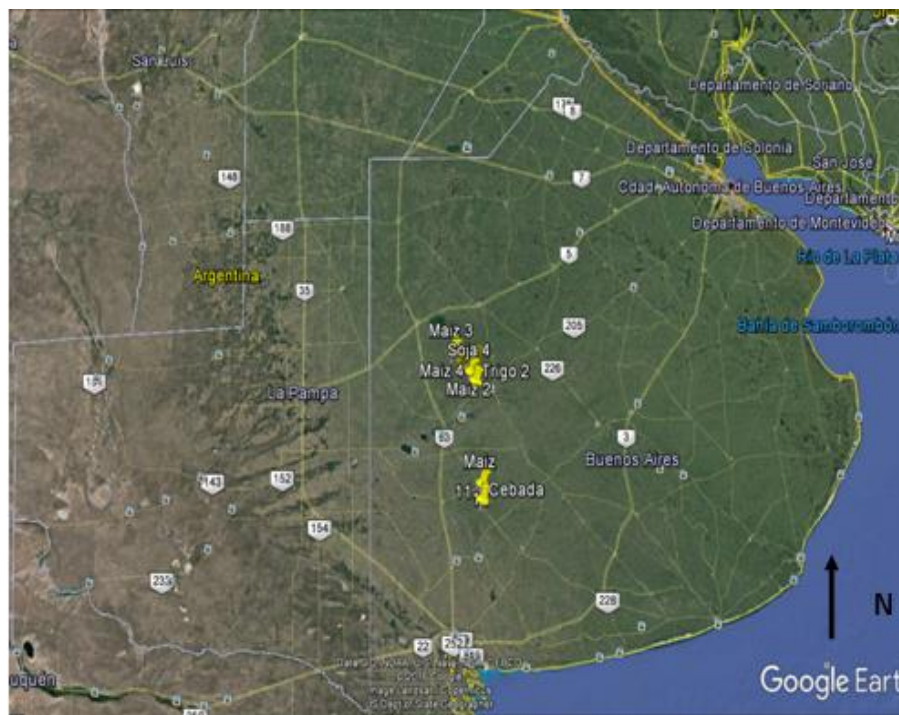


Figura 1: Ubicación de los 14 lotes, en la provincia de Buenos Aires.



Figura 2: Provincia de Buenos Aires con los límites de los partidos y en círculo marcado los departamentos donde están los lotes.

En anexo se encuentran vista a mayor escala de los lotes en los respectivos partidos y la ubicación geográfica de cada mapa de rendimiento en el google earth.

Generación y pre-procesamiento de los datos espaciales

El análisis se realizó evaluando 14 mapas de rendimiento (cuatro de maíz, seis de soja, dos de Trigo, uno de girasol y uno de cebada) de un año productivo y en diferentes lotes y campos. Los datos fueron generados por un monitor de rendimiento y georreferenciados con un DGPS, ambos instalados en el equipo de cosecha, y luego extraídos para su procesamiento utilizando para ello el software FastMapping (Córdoba et al., 2015) y el módulo Estadística Espacial (Córdoba et al., 2014) del software InfoStat (Di Rienzo et al., 2015).

Procedimientos del análisis

Por una cuestión de practicidad, para el análisis de datos espaciales es necesario convertir las coordenadas geográficas en coordenadas cartesianas (UTM). El sistema nos arroja los puntos de georeferencia como coordenadas geodésicas (grados, minutos y segundos). Los mismos son transformados a un sistema de coordenadas cartesianas, llamado sistema de proyección (UTM).

Esta transformación, permite que las distancias entre los sitios o puntos desde donde se leen los datos, se expresen como distancias absolutas (metro), en vez de distancias relativas (grados) lo que facilita los cálculos de distancia y superficie.

Luego se procedió a la depuración de los datos de rendimiento, de cada lote por separado. Esto nos permite detectar la presencia de datos extremos (*outliers*) y de valores internos que no tienen correlación con sus vecinos en la matriz del mapa (*inliers*). Los *outliers* e *inliers*, son datos atípicos que en general se deben a errores de medición y que por lo tanto deben ser eliminados del análisis, ya que afectan a los resultados. Para la depuración de datos espaciales (*outliers* e *inliers*) se estimaron los estadísticos de Media, Mediana, Valores máximos y mínimos, Desvío estándar, Asimetría, para tener una medida de cuanta variabilidad y datos fuera de tipo posee cada uno de los mapas. A continuación un ejemplo de depuración de datos, para el mapa de rendimiento de maíz, denominado maíz 324 en la Tabla 1. Posteriormente, utilizando el módulo de estadística espacial en InfoStat, opción depuración de datos y utilizando un desvío estándar de 3, los *outliers* e *inliers* identificados fueron desactivados y eliminados.

Tabla 1: Medidas estadísticas resumen del mapa de rendimiento de maíz (denominado 324) sin depurar.

Cantidad de observaciones	Rendimiento promedio (Tn/ha)	Desvío Estándar (Tn/ha)	Asimetría
4.120	9,47	23,06	27,13

Una vez depurados, se vuelven a estimar las medidas resumen permitiéndonos visualizar si el proceso fue necesario o no. En este ejemplo se observa como las medidas han variado, tanto el desvío estándar como la asimetría disminuyeron (coeficiente de asimetría inferiores a 1 son indicadores de que la distribución de frecuencia es simétrica), lo que nos demuestra que teníamos datos extraños. En la depuración se descartaron 1128 datos, el rendimiento promedio varió desde 9,47 Tn/ha a 8,86 Tn/ha, con una disminución del desvío estándar desde 23 Tn/ha a 1,28 Tn/ha (Tabla 2).

Tabla 2: Medidas del mapa de rendimiento de maíz (Tn/ha) depurado al eliminar los valores *inliers* y *outliers* (mapa 324).

Cantidad de observaciones	Rendimiento promedio (Tn/ha)	Desvío Estándar (Tn/ha)	Asimetría
2.992	8,86	1,28	- 0,34

Con la misma metodología que se explicó anteriormente se procedió para depurar todos los mapas. A continuación se muestra en la Tabla 3 en la cual se comparan las medidas resumen (cantidad de observaciones, rendimiento promedio, desvío estándar y asimetría) entre los datos sin depurar y los depurados.

Tabla 3: Comparación de las medidas resumen (cantidad de datos, rendimiento promedio en Tn/ha, desvío estándar y asimetría) de todos los mapas sin depurar y depurados por los valores extremos e internos atípicos.

Cultivo /Mapa	Datos sin Depurar				Datos Depurados			
	Cantidad de datos	Rendimiento promedio (Tn/ha)	Desvío Estándar (Tn/ha)	Asimetría	Cantidad de datos	Rendimiento promedio (Tn/ha)	Desvío Estándar (Tn/ha)	Asimetría
Maíz 324	4.120	9,47	23,06	27,13	3.076	8,70	1,44	-0,87
Maíz 327	9.932	9,59	9,43	58,49	7.520	10,16	2,55	-0,59
Maíz 328	1.508	4,55	4,68	2,75	713	8,23	1,84	-0,13
Maíz 335	4.057	12,85	16,56	43,09	2928	13,21	1,97	-0,89
Soja 321	3.861	4,18	10,67	45,86	3.419	4,06	0,90	-1,41
Soja 323	11.629	5,57	22,74	18,14	10.399	3,99	1,28	-1,00
Soja 326	1.803	2,48	1,18	0,23	1673	2,60	1,00	0,42
Soja 330	6.567	2,65	2,32	43,45	5.799	2,92	0,87	-0,81
Soja 332	13.284	3,13	10,61	41,52	11.980	2,93	0,98	-0,52
Soja 333	6.437	2,62	3,69	59,59	5.840	2,79	1,08	-0,42
Trigo 329	9.325	4,51	1,48	-1,40	7.897	4,71	0,78	-1,11
Trigo 334	7.543	4,78	2,12	4,71	4.875	4,14	1,41	-0,69

Cebada	11.628	2,48	8,76	28,44	9.299	2,16	0,68	-0,13
Girasol	20.487	3,09	6,31	41,70	18.479	2,99	0,63	-0,80

Histogramas

Además de las medidas resumen antes generadas, otra herramienta útil es la generación de histogramas, antes y después de depurar los datos, los cuales nos muestran el cambio de dispersión de los mismos y como mejora posteriormente de la limpieza, en la Figura 3 se observa la diferencia.

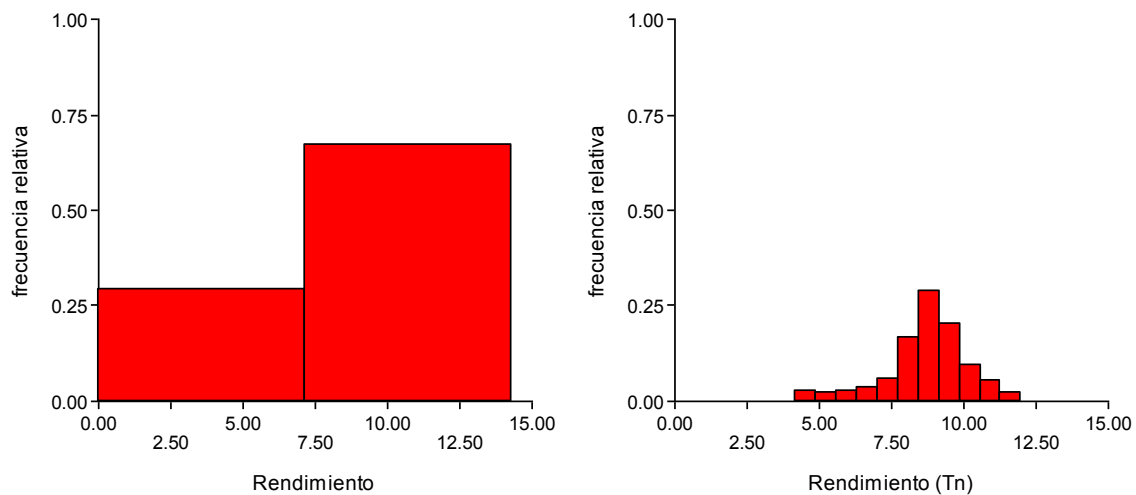


Figura 3: Histograma antes de la depuración (izquierda), e histograma de datos depurados (derecha) para la variable rendimiento de maíz (Tn/ha).

Semivariograma

Los semivariogramas son funciones para modelar la variabilidad espacial de variables regionalizadas (Cressie, 1993; Matheron, 1971). Los modelos de semivariograma no son lineales (la optimalidad del método de ajuste, depende no sólo del modelo, sino también de las características de los datos que están siendo ajustados). Los parámetros de la función semivariograma son: la varianza nugget o efecto pepita (C_0), la varianza estructural, o parcial sill o umbral del semivariograma (C) y el rango (R). C_0 es la ordenada al origen del semivariograma. Este parámetro representa la suma de errores aleatorios o no espaciales, o de errores asociados con la variabilidad espacial a escalas más finas que la usada para realizar las mediciones. Un alto valor de C_0 indica que la mayoría de la variación ocurre en distancias más cortas que la mínima distancia que separa dos observaciones en la grilla de estudio. El rango es la distancia en metros en la que se alcanza la meseta (es decir es la distancia a la que la semivarianza deja de aumentar)

y donde se determina la zona de influencia en torno a un punto y en la cual se correlaciona el índice; más allá de esta distancia se considera que la relación es nula. Cuando el semivariograma alcanza la meseta asintóticamente (semivariograma exponencial), se define un rango práctico (Rp). Este parámetro representa la distancia en el cual la semivarianza alcanza el 95% de la varianza umbral o total. Puede ocurrir que el semivariograma no alcance la meseta. Esto frecuentemente se produce cuando el proceso tiene tendencias en la media o cuando el lag más grande para el cual el semivariograma puede ser estimado es menor que R (problema de tamaño de grilla).

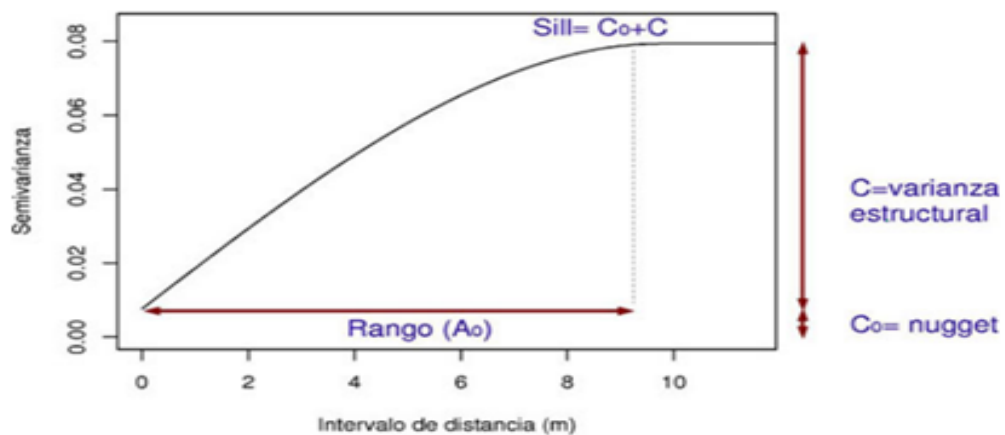


Figura 4: parámetros utilizados en el ajuste del semivariograma a funciones matemática.

Se utilizó el método de mínimos cuadrado ponderado (WLS), para la estimación de funciones de semivariograma. Se ajustaron los modelos, según tres tipos de correlación: exponencial, esférico y gaussiano. Estos modelos fueron evaluados realizando ajustes que contemplan tendencias con las coordenadas. El criterio para la selección del modelo más adecuado fue el SCE (suma de cuadrado del error) y AIC (Criterio de Información de Akaike), con el cual se selecciona aquel modelo que presenta menor valor, lo que indica mejor ajuste.

El modelo esférico tiene un comportamiento lineal cerca del origen y el hecho que a la distancia el semivariograma encuentra la meseta.

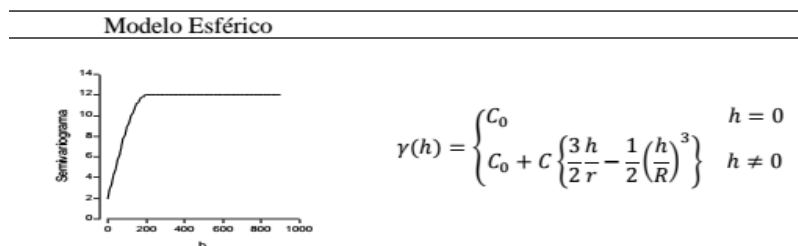


Figura 5: Función de semivariograma para el modelo esférico. Con C0=2, C=10 y R=200

El modelo exponencial se aproxima a la meseta del semivariograma de manera asintótica. Para el mismo rango y meseta de un modelo esférico, el modelo exponencial alcanza el rango más rápidamente, es decir, a menor distancia que el modelo esférico.

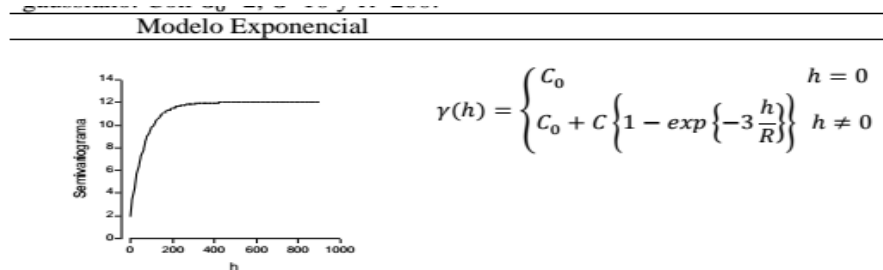


Figura 6: Función de semivariograma para el modelo exponencial. Con $C_0=2$, $C=10$ y $R=200$

Este semivariograma exhibe un comportamiento cuadrático cerca del origen y modela correlaciones de rango corto, que son usualmente, más altas que las de otro modelo de media constante, con el mismo rango práctico. La diferencia entre el semivariograma gaussiano y el exponencial es el exponente cuadrado. El modelo gaussiano es el más continuo cerca del origen.

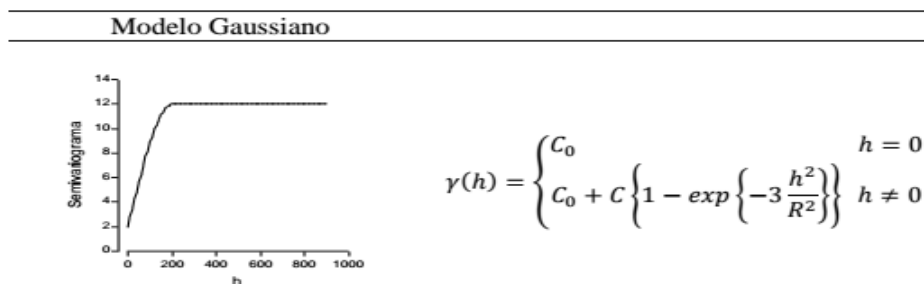


Figura 7: Función de semivariograma para el modelo gaussiano. Con $C_0=2$, $C=10$ y $R=200$

Resultados

Respecto a los parámetros del semivariograma, el Rango fue el parámetro que más variabilidad presentó cuando se cambió el modelo de semivariograma en un mismo lote, seguido por sill parcial. Con ayuda de la herramienta eyefit se seleccionaron los valores iniciales de los parámetros utilizados para el posterior ajuste del semivariograma, en este ejemplo para el mapa de rendimiento denominado Trigo 329. Primero se ajustó un modelo exponencial, segundo un esférico y tercero un modelo gaussiano. Los resultados se observan en las Tablas 4, 5 y 6.

El modelo que mejor ajustó en este caso es el exponencial. El mismo presenta: un menor rango ya que alcanza rápidamente la meseta, es decir a menor distancia alcanzó su máxima varianza;

un valor de nugget menor, ya que la mayoría de la variación ocurre en distancias más largas que la mínima distancia que separa dos observaciones en la grilla de estudio y un valor de sillParcial mayor.

Tabla 4: Semivariograma Teórico Ajustado para el modelo exponencial, para mapa de trigo 239.

Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC
Exponencial	0,31	58,80	0,24	0,04	-42,01

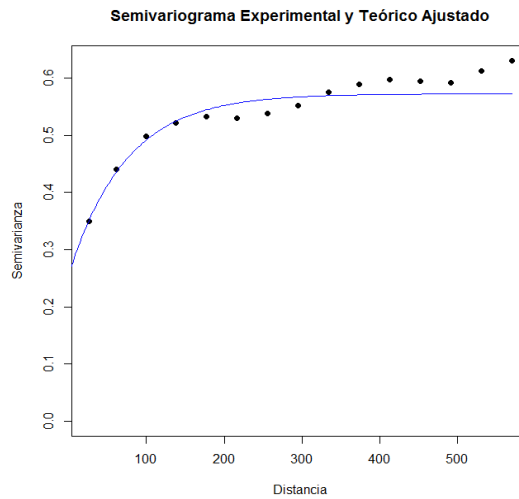
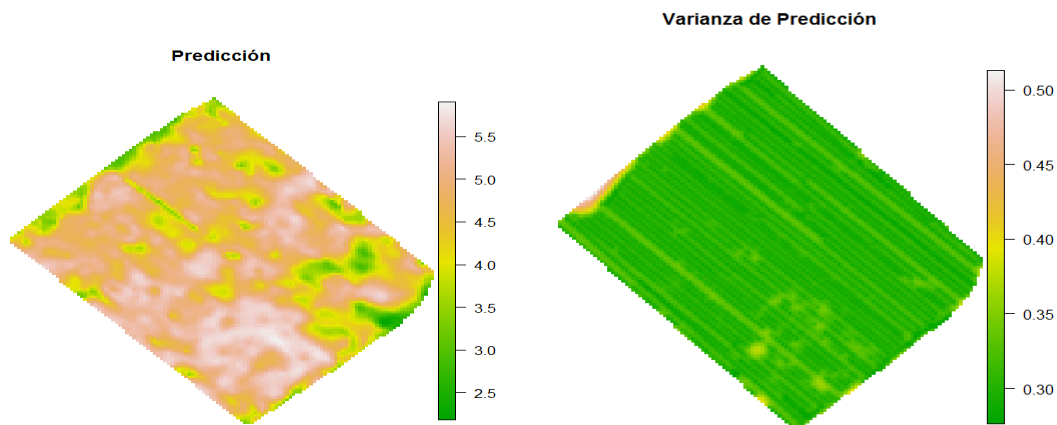


Figura 8: Semivariograma Teórico y empírico ajustado a partir de datos de rendimiento de trigo con un modelo exponencial.



Figura

9: Mapas generados a partir del modelo exponencial para el cultivo de Trigo, el cual fue el que mejor ajustó en este ejemplo respecto a los modelos gaussianos y esférico.

Tabla 5: Semivariograma Teórico Ajustado para el modelo esférico, en mapa de trigo 329.

Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC
Esférico	0,25	147,25	0,28	0,09	-29,99

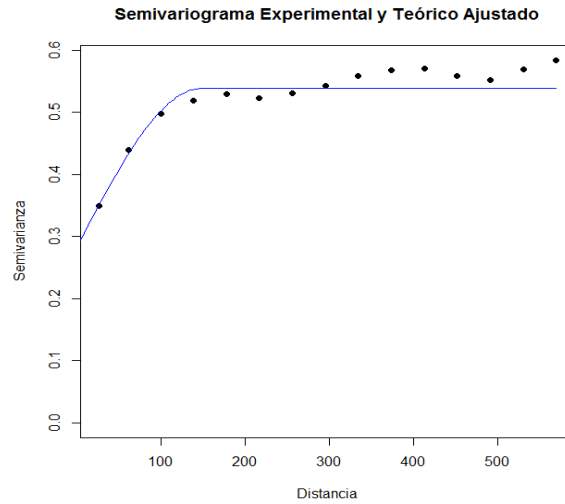


Figura 10: Semivariograma Teórico Ajustado para el modelo esférico, para datos de Trigo.

Tabla 6: Semivariograma Teórico Ajustado para el modelo gaussiano, en mapa de trigo 329.

Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC
Gaussiano	0,21	72,25	0,33	0,09	-30,62

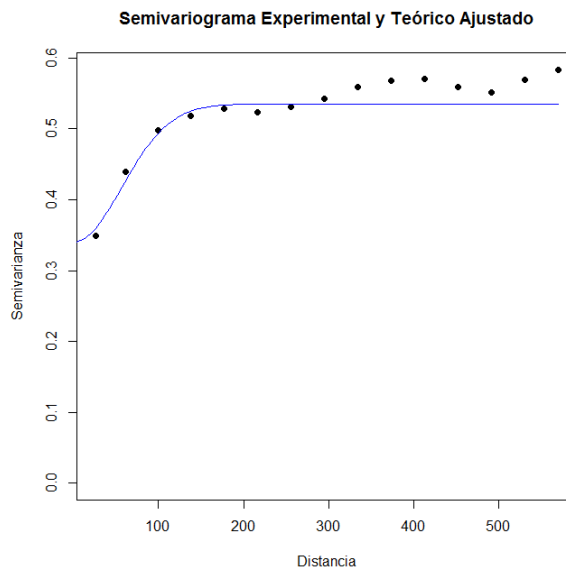


Figura 11: Semivariograma Teórico Ajustado para el modelo gaussiano, en mapa de Trigo 329.

Se realizó el mismo procedimiento antes descrito, para cada uno de los mapas de rendimiento y se armaron tablas con los valores estimados para cada uno de los modelos de semivariograma ajustado.

Tabla 7: Semivariograma ajustado para los 3 modelos (exponencial, esférico y gaussiano), para el mapa de Trigo 329. Los valores remarcados en negrita representa el modelo que mejor ajustó.

Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC
Exponencial	0,31	58,80	0,24	0,04	-42,01
Esférico	0,25	147,25	0,28	0,09	-29,99
Gaussiano	0,21	72,25	0,33	0,09	-30,62

Tabla 8: Semivariograma Teórico Ajustado para los 3 modelos (exponencial, esférico y gaussiano), para el mapa de Trigo 334. Los valores remarcados en negrita representa el modelo que mejor ajustó.

Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC
Exponencial	1,36	31,62	0,46	0,15	-22,12
Esférico	1,09	83,38	0,69	0,68	0,23
Gaussiano	0,92	39,46	0,85	0,70	0,64

Tabla 9: Semivariograma Teórico Ajustado para los 3 modelos (exponencial, esférico y gaussiano), para el mapa de Girasol. Los valores remarcados en negrita representa el modelo que mejor ajustó.

Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC
Exponencial	0,24	39,67	0,13	0,07	-33,36
Esférico	0,17	117,51	0,19	0,12	-25,32
Gaussiano	0,12	70,68	0,24	0,15	-22,72

Tabla 10: Semivariograma Teórico Ajustado para los 3 modelos (exponencial, esférico y gaussiano), para el mapa de cebada. Los valores remarcados en negrita representa el modelo que mejor ajustó.

Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC
Exponencial	0,24	80,65	0,16	0,06	-36,53
Esférico	0,20	191,41	0,19	0,07	-34,24
Gaussiano	0,17	83,44	0,21	0,13	-25,07

Tabla 11: Semivariograma Teórico Ajustado para los 3 modelos (exponencial, esférico y gaussiano), para el mapa de soja 321. Los valores remarcados en negrita representa el modelo que mejor ajustó.

Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC
Exponencial	0,29	106,10	0,45	0,22	-17,01
Esférico	0,62	28,42	0	0,71	0,92
Gaussiano	0,19	45,22	0,46	0,39	-8,03

Tabla 12: Semivariograma Teórico Ajustado para los 3 modelos (exponencial, esférico y gaussiano), para el mapa de soja 323. Los valores remarcados en negrita representa el modelo que mejor ajustó.

Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC
Exponencial	0,55	231,43	1,13	0,27	-13,51
Esférico	0,44	405,9	1,15	0,29	-12,75
Gaussiano	0,36	146,51	1,19	1,11	7,58

Tabla 13: Semivariograma Teórico Ajustado para los 3 modelos (exponencial, esférico y gaussiano), para mapa de soja 326. Los valores remarcados en negrita representa el modelo que mejor ajustó.

Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC
Exponencial	0,97	36,73	0,12	0,27	-13,53
Esférico	0,81	86,74	0,23	0,05	-40,44
Gaussiano	0,73	33,69	0,31	0,79	2,41

Tabla 14: Semivariograma Teórico Ajustado para los 3 modelos (exponencial, esférico y gaussiano), para mapa de soja 330. Los valores remarcados en negrita representa el modelo que mejor ajustó.

Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC
Exponencial	0,51	43,45	0,16	0,02	-54,39
Esférico	0,62	57,65	0	1,90	15,61
Gaussiano	0	30	1,12	249,74	88,81

Tabla 15: Semivariograma Teórico Ajustado para los 3 modelos (exponencial, esférico y gaussiano), para mapa de soja 332. Los valores remarcados en negrita representa el modelo que mejor ajustó.

Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC
Exponencial	0,51	43,20	0,28	0,81	2,78
Esférico	0,42	112,4	0,36	1,08	7,19
Gaussiano	0,36	50,35	0,41	1,32	10,16

Tabla 16: Semivariograma Teórico Ajustado para los 3 modelos (exponencial, esférico y gaussiano), para mapa de soja 333. Los valores remarcados en negrita representa el modelo que mejor ajustó.

Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC
Exponencial	0,94	109,93	0,35	0,07	-34,05
Esférico	0,77	222,90	0,41	0,49	-4,60
Gaussiano	0,66	90,09	0,48	0,94	5,07

Tabla 17: Semivariograma Teórico Ajustado para los 3 modelos (exponencial, esférico y gaussiano), para mapa de maíz 324. Los valores remarcados en negrita representa el modelo que mejor ajustó.

Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC
Exponencial	1,34	34,83	0,27	0,29	-12,40
Esférico	1,12	80,02	0,41	0,92	4,77
Gaussiano	0,95	35,36	0,54	1,56	12,70

Tabla 18: Semivariograma Teórico Ajustado para los 3 modelos (exponencial, esférico y gaussiano), para mapa de maíz 327. Los valores remarcados en negrita representa el modelo que mejor ajustó.

Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC
Exponencial	6,40	35,45	0	10,21	40,85
Esférico	4,53	103,79	1,70	13,33	44,85
Gaussiano	3,82	39,56	2,45	218,38	86,79

Tabla 19: Semivariograma Teórico Ajustado para los 3 modelos (exponencial, esférico y gaussiano), para mapa de maíz 328. Los valores remarcados en negrita representa el modelo que mejor ajustó.

Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC
Exponencial	2,13	34,13	1,46	0,62	-1,25
Esférico	1,78	70,23	1,60	0,41	-7,23
Gaussiano	1,50	29,15	1,78	1,25	9,31

Tabla 20: Semivariograma Teórico Ajustado para los 3 modelos (exponencial, esférico y gaussiano), para mapa de maíz 335. Los valores remarcados en negrita representa el modelo que mejor ajustó.

Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC
Exponencial	2,04	63,34	1,69	0,68	0,28
Esférico	1,73	146,03	1,88	1,31	10,24
Gaussiano	1,48	59,04	2,04	2,77	21,27

A continuación a manera de resumen de las tablas anteriormente presentadas, se muestran los modelos que mejor ajustaron en primer y segundo lugar para cada mapa de rendimiento.

Tabla 21: Modelos que mejor ajustaron en primer y segundo lugar para cada mapa de rendimiento en los distintos cultivos de la provincia de Buenos Aires.

Mapa	Modelo 1	Modelo 2
Girasol	Exponencial	Gaussiano
Cebada	Exponencial	Esférico
Trigo 329	Exponencial	Esférico
Trigo 334	Exponencial	Esférico

Métodos cuantitativos para la investigación agropecuaria

Soja 321	Exponencial	Gaussiano
Soja 323	Exponencial	Esférico
Soja 326	Esférico	Exponencial
Soja 330	Exponencial	Esférico
Soja 332	Exponencial	Esférico
Soja 333	Exponencial	Esférico
Maíz 324	Exponencial	Esférico
Maíz 327	Exponencial	Esférico
Maíz 328	Esférico	Exponencial
Maíz 335	Exponencial	Esférico

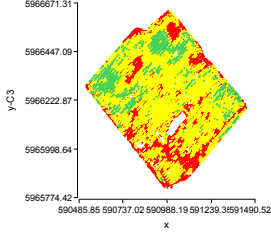
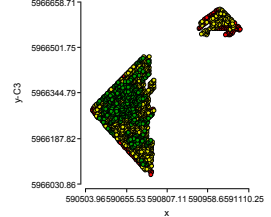
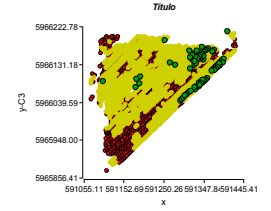
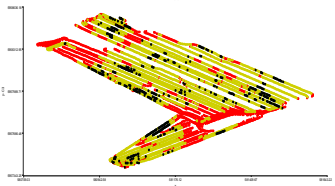
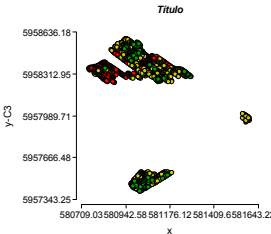
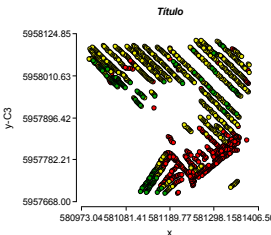
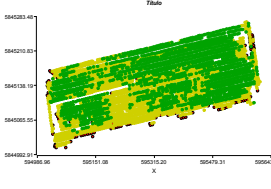
El modelo que mejor ajustó en el 86% de los casos es el exponencial, salvo en dos mapas, uno de soja (326) y uno de maíz (328) donde el modelo esférico fue mejor. Se observó que este último ajustó con una participación del 71% como segundo mejor modelo en todos los casos. Por su parte el gaussiano solo se expresó en segundo lugar un 14% de los casos y nunca en primer lugar. Por último podemos decir que tanto el exponencial como el esférico (independientemente del orden) en conjunto se comportaron mejor en el 85% de los mapas analizados.

Se observó que los mapas que ajustaban mejor el modelo esférico, eran los que menos cantidad de datos tenían, por ende se procedió a eliminar datos en los diferentes mapas, en donde ajustaba mejor un modelo diferente al esférico. Esto se realizó para ver si al disminuir el número de datos, ajustaba mejor el modelo antes mencionado. Se realizó con dos criterios diferentes:

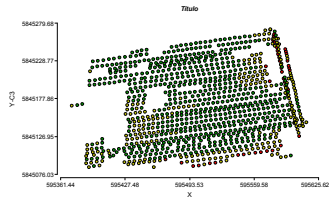
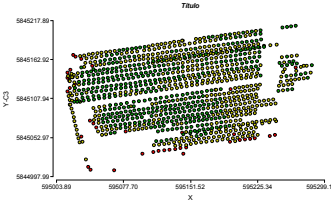
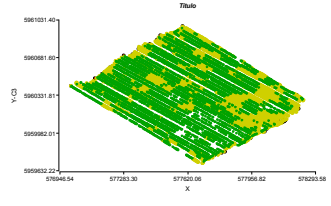
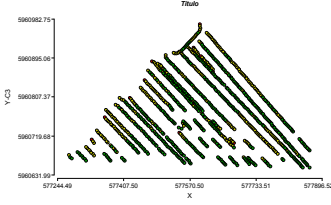
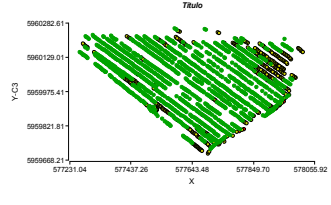
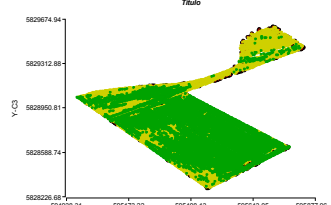
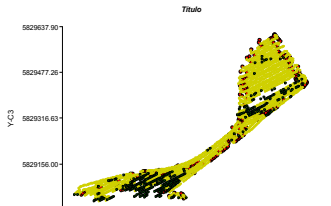
El primer criterio adoptado constó en eliminar datos de acuerdo a su ubicación en la tabla de datos. En los mapas denominados Soja 332 y Soja 333 en una primera instancia se dejaron los primeros 1.673 datos. En una segunda instancia se dejaron los últimos 1673 datos, simulando así la misma cantidad que en el mapa de Soja 326, en el cual ajusto mejor el esférico. De igual manera se realizó esto para Maíz 324 y Trigo 329 con la utilización de 1.000 datos y un ejemplo en el mapa denominado Cebada con 2.000 datos, los cuales fueron extraídos del final de la tabla. Las observaciones se centraron en la distancia máxima, entre pares de puntos hasta la cual se estima la semivarianza, que arrojaron los semivariogramas y AIC (Akaique) de los modelos exponencial y esférico para comparar el comportamiento. La siguiente tabla plasma lo explicado anteriormente, teniendo en cuenta los mapas originales y los ensayos realizados.

Métodos cuantitativos para la investigación agropecuaria

Tabla 22: resumen del ensayo realizados en los mapas de Soja 332, Soja 333, Maíz 324, Trigo 329 y Cebada; cada uno con sus respectivos resultados y mapa gráfico, el cual representa la ubicación de los puntos en el espacio.

<p>Soja 332 Datos: 11.986 (Original) Distancia: 394 Exponencial: AIC= 2,78 esférico: AIC=7,19</p>	
<p>Soja 332 Datos: 1.673 (Primeros) Distancia: 255 Exponencial: AIC= -39 esférico: AIC= -48</p>	
<p>Soja 332 Datos: 1.673 (Últimos) Distancia: 157 Exponencial: AIC= -34 esférico: AIC= -36</p>	
<p>Soja 333 Datos: 5.902 (Original) Distancia: 467 Exponencial: AIC= -34 esférico: AIC= -4,6</p>	
<p>Soja 333 Datos: 1.673 (Primeros) Distancia: 467 Exponencial: AIC= -34 esférico: AIC= -27</p>	
<p>Soja 333 Datos: 1.673 (Últimos) Distancia: 184 Exponencial: AIC= -46 esférico: AIC= -39</p>	
<p>Maíz 324 Datos: 3.076 (Original) Distancia: 210 Exponencial: AIC= -12,4 esférico: AIC= 4,77</p>	

Métodos cuantitativos para la investigación agropecuaria

<p>Maíz 324 Datos: 1.000 (Primeros) Distancia: 97 Exponencial: AIC= -5 Esférico: AIC= -24</p>	
<p>Maíz 324 Datos: 1.000 (Últimos) Distancia: 108 Exponencial: AIC= -16 Esférico: AIC= -0,16</p>	
<p>Trigo 329 Datos: 7.897 (Original) Distancia: 569 Exponencial: AIC= -42 Esférico: AIC= -30</p>	
<p>Trigo 329 Datos: 1.000 (Primeros) Distancia: 217 Exponencial: AIC= -62 Esférico: AIC= -48</p>	
<p>Trigo 329 Datos: 1.000 (Últimos) Distancia: 262 Exponencial: AIC= -61 Esférico: AIC= -56</p>	
<p>Cebada Datos: 9.299 (Original) Distancia: 505 Exponencial: AIC= -36,5 Esférico: AIC= -34,2</p>	
<p>Cebada Datos: 2.000 (Últimos) Distancia: 323 Exponencial: AIC= -85 Esférico: AIC= -86</p>	

El segundo criterio que se tomó consistió en realizar un muestreo aleatorio simple sin reposición sobre 2 mapas. Para el Mapa de maíz 327 se realizaron 10 muestras completamente aleatorizadas sin reposición, cada una con 700 datos (seleccionados al azar). Se observó que 7 de las muestras ajustó mejor el modelo esférico y 3 el exponencial (Tabla 23). Para el Mapa de Soja 323,

también se realizaron 10 muestras completamente aleatorizadas sin reposición, cada una con un total de 1.673 datos (seleccionados al azar). Se observó que 6 de las muestras ajustó mejor el modelo exponencial, 3 el esférico y 1 el modelo gaussiano (Tabla 24)

Tabla 23 Resultado de 10 muestras completamente aleatorizadas, para 3 modelos diferentes (exponencial, esférico y gaussiano) y resaltado el modelo que mejor ajusta.

Muestra 1						
Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC	
Exponencial	6,56	34,29	0,00	0,25	-14,57	
Esférico	4,94	91,57	1,41	0,16	-21,77	
Gaussiano	4,03	35,22	2,33	2,30	18,47	
Muestra 2						
Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC	
Exponencial	6,56	34,29	0,00	0,25	-14,57	
Esférico	4,94	91,57	1,41	0,16	-21,77	
Gaussiano	3,70	36,19	2,66	2,92	22,08	
Muestra 3						
Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC	
Exponencial	5,54	33,11	0,53	0,17	-20,35	
Esférico	3,76	102,03	2,20	0,21	-17,14	
Gaussiano	2,96	40,59	3,02	1,58	12,87	
Muestra 4						
Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC	
Exponencial	5,86	42,91	0,84	0,05	-39,69	
Esférico	4,32	124,08	2,23	0,07	-32,91	
Gaussiano	3,83	43,28	2,75	2,32	18,60	
Muestra 5						
Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC	
Exponencial	6,51	44,57	0,00	0,31	-11,34	
Esférico	5,21	110,97	1,03	0,10	-28,72	
Gaussiano	3,80	68,64	2,48	0,52	-3,76	
Muestra 6						
Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC	
Exponencial	6,90	39,07	0,00	0,19	-18,81	
Esférico	5,25	103,80	1,41	0,11	-27,08	
Gaussiano	4,02	48,15	2,67	0,83	3,17	
Muestra 7						
Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC	

Métodos cuantitativos para la investigación agropecuaria

Exponencial	6,14	35,80	0,00	0,39	-8,19
Esférico	5,76	72,02	0,00	0,31	-11,35
Gaussiano	3,98	33,53	1,90	2,50	19,76
Muestra 8					
Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC
Exponencial	6,32	32,94	0,00	0,22	-17,03
Esférico	4,35	101,07	1,85	0,19	-19,03
Gaussiano	3,60	39,26	2,62	1,68	13,75
Muestra 9					
Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC
Exponencial	6,39	35,47	0,15	0,27	-13,77
Esférico	4,51	104,81	1,88	0,33	-10,45
Gaussiano	3,00	66,01	3,41	0,76	1,86
Muestra 10					
Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC
Exponencial	5,58	31,36	0,00	0,11	-27,61
Esférico	3,83	95,99	1,65	0,06	-36,42
Gaussiano	3,02	35,60	2,46	2,04	16,66

Tabla 24 Resultado de 10 muestras completamente aleatorizadas, para 3 modelos diferentes (exponencial, esférico y gaussiano) y resaltado el modelo que mejor ajusta.

Muestra 1					
Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC
Exponencial	1,25	1088,50	1,23	0,01	-57,51
Esférico	0,47	635,51	1,23	0,01	-59,48
Gaussiano	0,38	241,51	1,26	0,01	-66,28
Muestra 2					
Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC
Exponencial	0,62	375,67	1,18	0,01	-57,08
Esférico	0,42	465,71	1,19	0,01	-62,27
Gaussiano	0,36	189,67	1,22	0,02	-53,15
Muestra 3					
Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC
Exponencial	0,62	144,72	1,04	0,01	-58,51
Esférico	0,53	304,68	1,08	0,03	-49,20
Gaussiano	0,44	110,79	1,12	0,06	-36,64
Muestra 4					
Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC

Exponencial	0,54	159,71	1,02	0,01	-66,29
Esférico	0,46	330,39	1,05	0,01	-62,85
Gaussiano	0,38	122,31	1,09	0,03	-48,55
Muestra 5					
Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC
Exponencial	0,54	270,46	1,14	0,01	-68,16
Esférico	0,41	418,54	1,15	4,1E-03	-76,48
Gaussiano	0,34	163,83	1,18	0,01	-57,95
Muestra 6					
Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC
Exponencial	0,50	215,59	1,22	0,05	-38,09
Esférico	0,42	432,35	1,24	0,06	-36,15
Gaussiano	0,29	70,32	1,23	0,14	-23,60
Muestra 7					
Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC
Exponencial	0,47	178,85	1,13	0,02	-55,99
Esférico	0,40	381,93	1,16	0,03	-48,95
Gaussiano	0,30	103,05	1,17	0,06	-36,63
Muestra 8					
Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC
Exponencial	0,61	240,90	1,11	0,01	-58,66
Esférico	0,49	407,49	1,13	0,01	-59,70
Gaussiano	0,40	150,49	1,17	0,03	-45,98
Muestra 9					
Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC
Exponencial	0,52	174,23	1,17	0,02	-55,26
Esférico	0,44	359,80	1,20	0,02	-51,37
Gaussiano	0,35	121,00	1,23	0,05	-38,67
Muestra 10					
Modelo	SillParcial	Rango	Nugget	SCE	AIC
Exponencial	0,52	181,14	1,17	0,02	-56,77
Esférico	0,44	361,53	1,19	0,02	-53,56
Gaussiano	0,35	125,73	1,22	0,05	-39,71

Tabla 25: tabla resumen de los diferentes datos comparativos de los mapas de rendimiento.

Mapa	Cantidad de datos	Rendimiento promedio (Tn/ha)	Sup (ha)	Distancia	N° datos /Sup	Semivar.	Desvío Estándar (Tn/ha)
Girasol	18.479	2,99	100	729,00	184	0,38	0,63
Cebada	9.299	2,16	33	505,80	281	0,44	0,68
Trigo 329	7.897	4,71	85	569,00	92	0,58	1,67
Trigo 334	4.875	4,14	26	335,10	191	1,86	1,41
Soja 321	3.420	4,06	27	364,88	126	0,82	0,90
Soja 323	10.399	3,99	57	540,80	182	1,56	1,28
Soja 326	1.673	2,60	6	252,44	304	0,93	1,00
Soja 330	5.799	2,92	45	428,62	128	0,71	0,87
Soja 332	11.986	2,93	38	394,41	315	0,89	0,98
Soja 333	5.902	2,79	40	467,44	147	1,25	1,08
Maíz 324	3.076	8,70	11	210,36	210	1,5,	1,44
Maíz 327	7.582	10,16	32	642,37	236	6,46	2,55
Maíz 328	713	8,23	3	115,34	268	3,08	1,84
Maíz 335	2.928	13,21	23	311,97	127	3,38	1,97

El número de datos es determinante, para definir el modelo que mejor ajustó. Se observó que en los mapas con menor cantidad de datos (ejemplo mapa 326 y 328) el modelo que mejor ajustó es el esférico, en los cuales para un total de 20 muestras el comportamiento de los modelos de ajuste se inclinó a un 50% de los casos hacia el esférico. Esto se observó en las Tablas 23 y 24 de ejemplo, en donde el criterio de ensayo es el de muestreo y re muestreo.

La distancia máxima entre pares de puntos hasta los cuales se estimó la semivarianza no tuvo relación con el número de datos, pero sí con la superficie del lote. Lo anteriormente dicho se observó en el ejemplo de Soja 333 (Tabla 22) en donde al dejar los primeros 1673 datos, la distancia máxima se mantuvo en 467 y la superficie en 40 ha. (Ídem al mapa original), por el contrario al preservar los 1673 datos finales de la tabla la distancia máxima disminuyó a 184, pero también lo hizo la superficie del lote al modificarse el mapa. Para el ejemplo de soja 323 y maíz 327 (criterio de muestro y re muestreo), se mantuvo constante la distancia como así también la superficie y el

modelo que mejor ajuste vario. En el caso del primer criterio (eliminación de datos según ubicación en la tabla) el hecho de que al disminuir la distancia máxima y de que los datos queden ubicados en determinados punto del mapa, la modificación de modelo de ajuste (esférico) se debe a que en ese lugar específico del mapa este tuvo un mejor compartimiento. Esto puede observarse en el caso de Soja 332, pero no puede ser tomado como una regla, ya que en los ejemplos de Soja 333, Trigo 329 y Maíz 327 a distancias menores no se ve afectado el modelo de predicción (Tabla 22).

La semivarianza no es determinante para definir el modelo que mejor ajustó, ya que es muy variable entre los 14 mapas que se analizaron. De la misma manera el número de datos por hectárea tampoco sería determinante para el mismo propósito, ya que a los altos valores en Soja 326 (304 datos/ha.) y Maíz 328 (268 datos/ha.) donde ajustó mejor el esférico, los acompañaron altos valores como los de cebada (281 datos/ha.) y los de Soja 332 (315 datos/ha.) donde ajustó mejor el exponencial. Los valores tanto de semivarianza y de datos por hectárea se muestran en la Tabla 25.

Dentro de soja y de maíz, coincidió que el rendimiento fueron los menores para ambos mapas a los que ajustó el esférico. Pero para trigo eso no tiene significancia debido a que en ambos ajustó como mejor modelo el exponencial, siendo que Trigo 334 (4,14 Tn/ha.) posee menor rendimiento que trigo 329 (4,71 Tn/ha.) y tanto para cebada y girasol no tenemos comparación. Lo que si no es coherente decir que a menores rinde ajusta mejor el esférico porque es muy variable entre los cultivos.

La ubicación geográfica de los lotes no fue determinante para que un modelo ajuste mejor que otro. Por ejemplo el lote de soja 326, esta cercanos a otros lotes donde ajustó mejor el exponencial. En el caso maíz 328 se encuentra aislado de los demás, pero creemos que no tiene influencia. Tampoco se tiene con qué comparar.

Conclusión

De la comparación de los 14 mapas, provenientes de 14 lotes diferente y de 4 cultivos distinto, se concluye que el modelo de semivariograma para la predicción de mapas de rendimiento que mejor se comporta es el exponencial, encontrando como segunda opción al esférico. Debido a los resultados, se puede decir que la ubicación geográfica del lote, el cultivo, la superficie y la máxima distancia entre pares de puntos a los cuales se estima la semivarianza no son determinante en el modelo de ajuste, pero si lo es la cantidad de datos que posee el mapa. Se observa en los 14 mapas que se analizaron en este trabajo (al realizar las pruebas en donde se eliminaron datos de los mapas para modificar los mismos) que a menor cantidad de datos, tiene una tendencia a ajustar mejor el modelo esférico.

Bibliografía

- Albarenque, S.M,Velez, J.P, (2011) RED DE AGRICULTURA DE PRECISIÓN: Técnicas para el procesamiento de mapas de rendimientos.
- Bongiovanni, R; Mantovani,E.C; Best,S; Roel,A., (2006). AGRICULTURA DE PRECISIÓN: Integrando conocimientos para una agricultura moderna y sustentable. Ed: Procisur/IICA. Montevideo, Uruguay.
- Córdoba, M; Bruno, C; Aguate, F; Tablada, M; Balzarini, M, (2014). Análisis de la variabilidad espacial en lotes agrícolas. Manual de Buenas Prácticas. Ed. Balzarini, M. Eudecor. Córdoba, Argentina.
- Di Rienzo, J., Casanoves F., Balzarini M., Gonzalez L., Tablada M., Robledo C. InfoStat versión 2014. Grupo InfoStat, FCA, Universidad Nacional de Córdoba, Argentina. Disponible en: <http://www.infostat.com.ar>
- google earth
- Instituto Ethos. 2011. Indicadores Ethos de Responsabilidad Social Empresarial.
- Gallardo A. 2006. Geostadística . revista científica y tecnica de ecología y medio ambiente Ecosistemas. 2006/3 (disponible en: http://www.revistaecosistemas.net/articulo.asp?id=431&Id_Categoria=1&tipo=portada).
- Ramón Giraldo Henao. Departamento de Estadística Universidad Nacional de Colombia, Sede Bogotá INTRODUCCION A LA GEOESTADISTICA (disponible en: ftp://ftp.ciat.cgiar.org/DAPA/projects/Cursos_Talleres/Curso_R/DOCUMENTOS/LIBRO%20DE%20GEOESTADISTICA.pdf)

- http://www.scielo.org.ve/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1316-03542002000200005

Anexo:

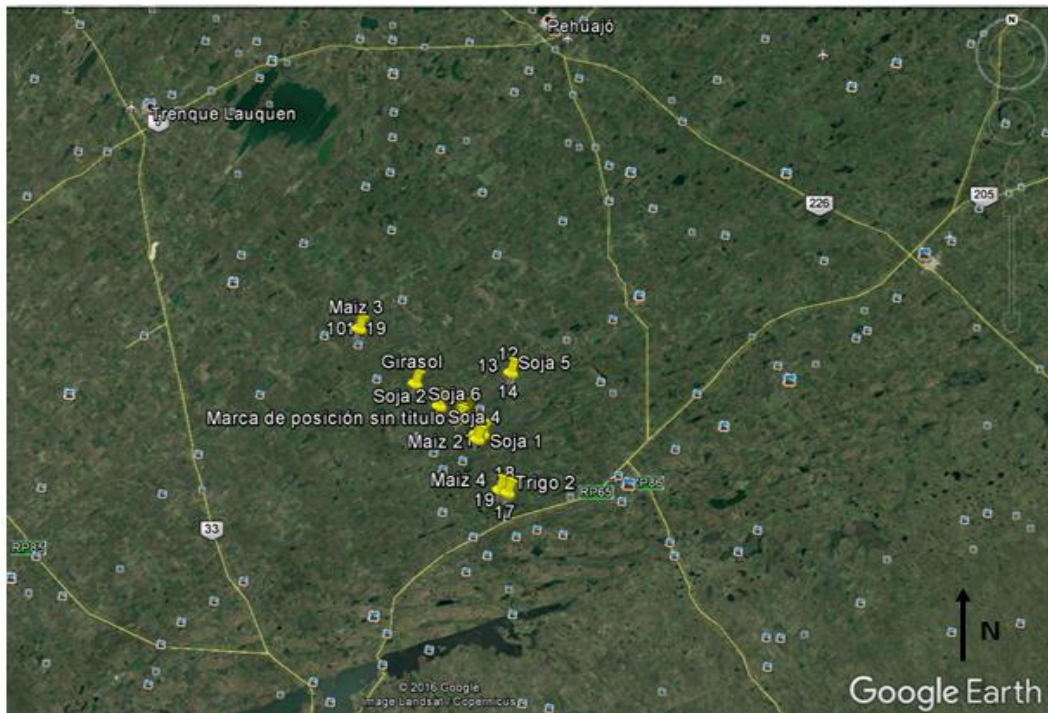


Figura 12: Vista a mayor escala de los lotes en el partido de Daireaux.

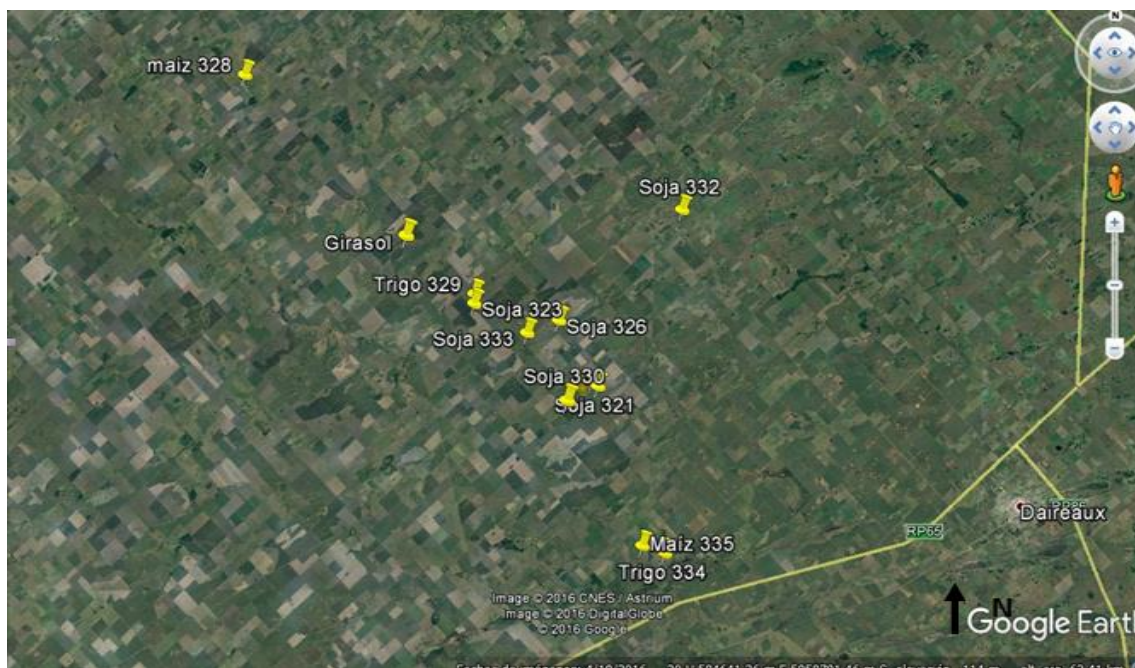


Figura 13: Vista a mayor escala de los lotes en el partido de Daireaux.

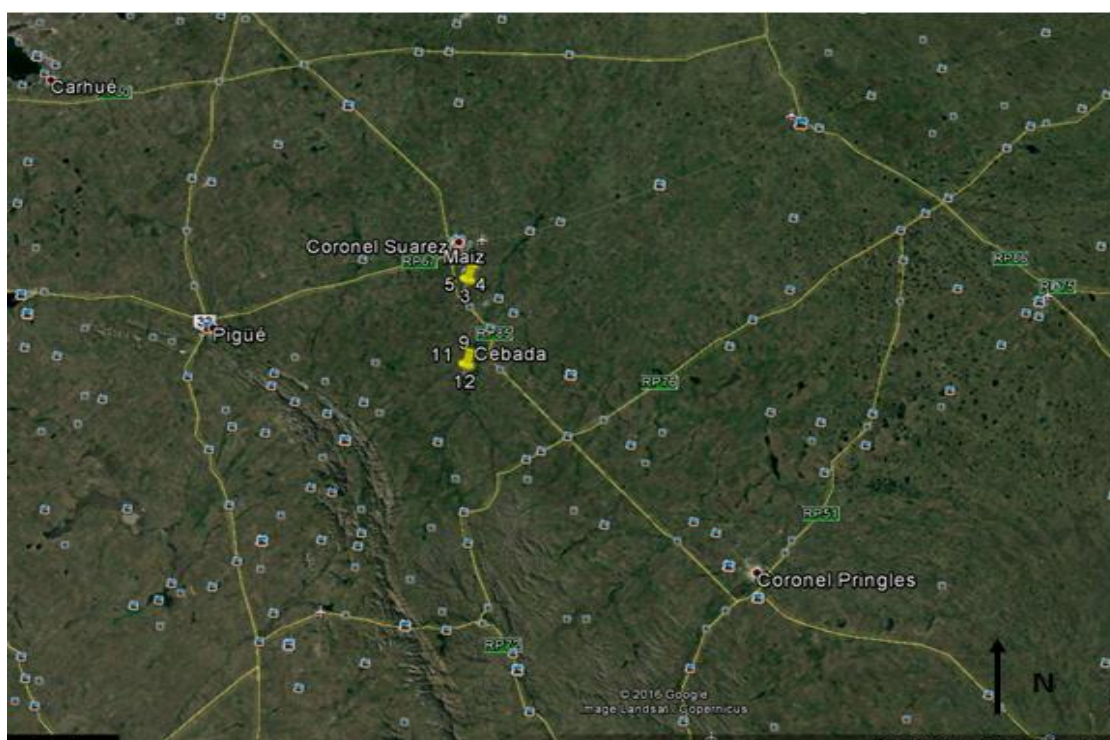


Figura 14: Vista a mayor escala de los lotes en el partido de Coronel Suárez.

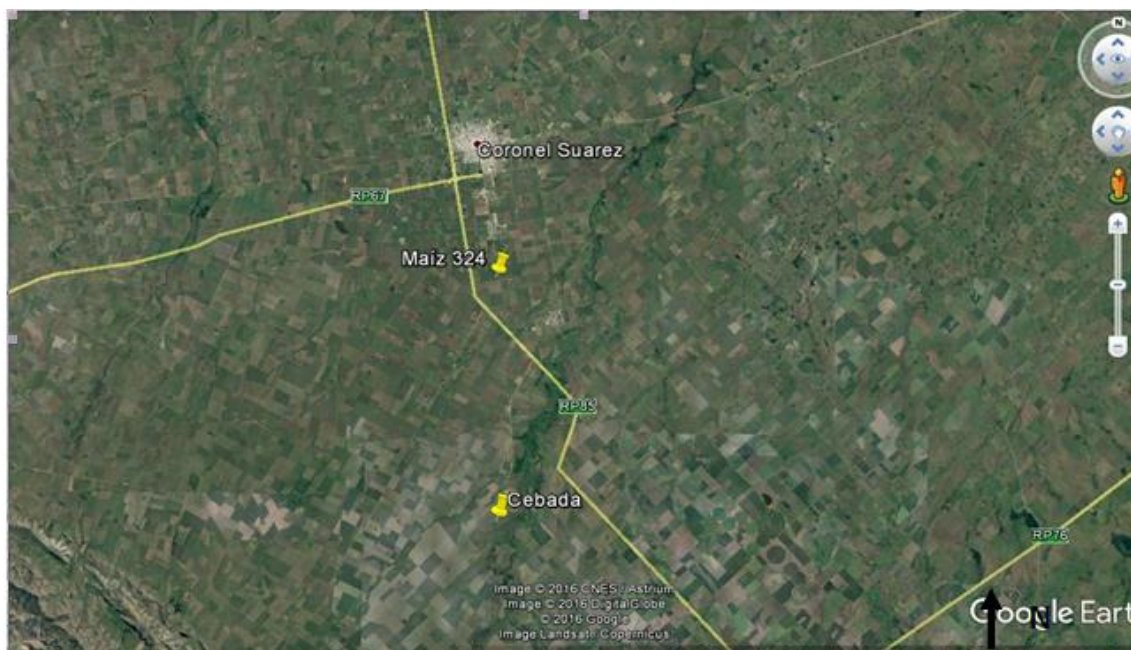


Figura 15: Vista a mayor escala de los lotes en el partido de Coronel Suárez.

Ubicación geográfica de cada mapa de rendimiento en Google Earth:



Figura 16: vista satelital del lote de cebada



Figura 17: vista satelital del lote de Trigo 329



Figura 18: vista satelital del lote de Trigo 334



Figura 19: vista satelital del lote Soja 321



Figura 20: vista satelital del lote de Soja 323



Figura 21: vista satelital del lote de Soja 326



Figura 22: vista satelital de los lotes Soja 330



Figura 23: vista satelital del lote de Soja 332



Figura 24: vista satelital del lote Soja 333



Figura 25: vista satelital del lote de Maíz 324



Figura 26: vista satelital del lote de Maíz 327

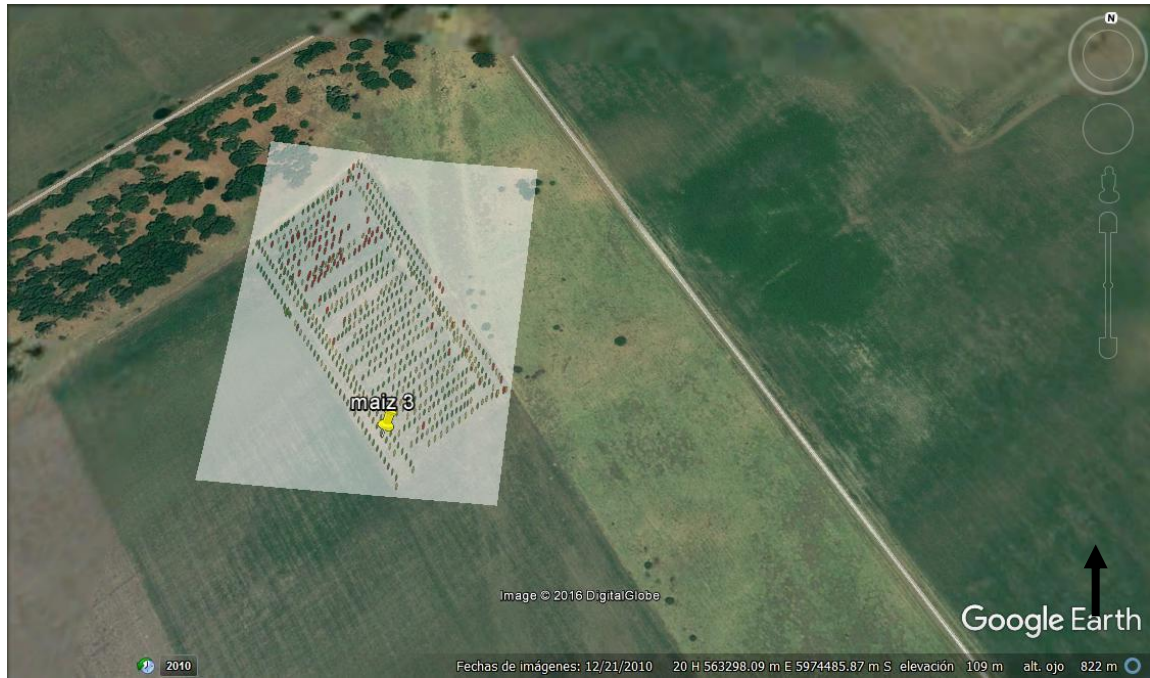


Figura 27: vista satelital del lote de Maíz 328



Figura 28: vista satelital del lote de Maíz 335



Figura 29: vista satelital del lote Girasol