

# **Comparación del rendimiento de soja (*Glycine max L.*) según dosis de fertilización fosforada y densidad de siembra variable en ensayos de agricultura de precisión**

---

*Emanuel Buratti, Emiliano Dominici y Matías Testa*

*Tutores: Mónica Balzarini y Pablo Paccioretti*

## CONTENIDOS

I. INTRODUCCIÓN .....	3
II.- MATERIALES Y MÉTODOS.....	5
IV.- RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	7
IV. I.- Evaluación del efecto de la fertilización fosforada .....	7
IV. II.- Evaluación del efecto de la densidad de siembra .....	10
V.- CONCLUSIÓN .....	15
VI.- REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	16
VII.- ANEXO .....	17
VII. I.- Modelo ajustado para evaluación del efecto de la fertilización fosforada .....	17
VII. II.- Modelo ajustado para evaluación del efecto de la densidad de siembra .....	18

## I.- INTRODUCCIÓN

En el campo científico, numerosos experimentos son llevados a cabo para descubrir o estudiar un proceso particular o para realizar la comparación del efecto de algún fenómeno (Montgomery, 2008). Los ensayos son conocidos como “Estudios Experimentales”, en los cuales se realiza un diseño que incluye un plan. Particularmente en Ciencias Agropecuarias, es común realizar ensayos con el objetivo de comparar dos o más grupos de rendimientos conformados según manejos diferenciales para distintos tipos de suelos.

Con el advenimiento de nuevas tecnologías como la agricultura de precisión, la cual permite capturar información de múltiples variables en sitios georreferenciados, la cantidad de datos disponibles para analizar rendimientos bajo distintas condiciones es cada vez mayor. Dichos volúmenes de datos pueden ser empleados en distintos modelos estadísticos para evaluar con precisión efectos de factores como densidad de siembra, fertilizantes y otros insumos, para hacer recomendaciones de manejo y predecir con exactitud la producción de los cultivos bajo distintos escenarios. Bragachini et al (1999) al referirse a la tecnología de precisión como herramienta para la producción de datos experimentales, establece que estos sistemas constituyen una gran herramienta en la agricultura moderna ya que cada variable medida va a estar exactamente localizada (georreferenciada) y de esta forma tenemos la posibilidad de volver a él, localizarlo, y analizarlo.

En Argentina, se llevan a cabo distintos tipos de ensayos para evaluar el rendimiento de cultivos de grano debido a la importancia de estos en la economía del país. Aquellos ensayos en los cuales la agricultura de precisión está presente, tienen como objetivo evaluar la conveniencia de realizar manejos diferenciados dentro de un lote, utilizando insumos variables para no subestimar o sobreestimar la potencialidad de cada sitio. Particularmente, numerosos ensayos son conducidos para el cultivo de soja que es uno de los más difundidos en sistemas extensivos de siembra directa, ya que tiene una gran importancia económica y gran capacidad de adaptación a diferentes ambientes. Debido a que es un cultivo que tiene un efecto catalizador en la incorporación de tecnologías, se llevan a cabo todos los años ensayos de producción a campo, tanto desde el sector público como del privado, con el objetivo de evaluar la respuesta de su rendimiento bajo diversos tratamientos y así poder realizar recomendaciones sobre qué tecnologías, ya sean de procesos como de insumos, conviene aplicar en un área determinada para lograr un uso más eficiente y sustentable de los recursos manteniendo o aumentando, al mismo tiempo, la rentabilidad de la empresa.

En lotes que poseen alta variabilidad de rendimiento, ya sea por relieve, tipo de suelos o manejo histórico, las tecnologías de precisión permiten recopilar información de valor y de utilidad, dado que permiten definir los diferentes ambientes que presenta el lote, los cuales podrían ser zonas a manejar como unidades diferentes (INTA, 2011). La variabilidad presente en los lotes puede presentarse por diferentes causas, por topografía, por génesis de suelo, por distinto tipo de manejo, entre otras. Las herramientas que permiten recolectar esa información georreferenciada son mapas de rendimiento, fotografías aéreas, mapas topográficos, imágenes satelitales, carta de suelo, que asociadas con la experiencia del productor y del asesor permiten definir dentro de un lote áreas con potencialidades diferentes, que tendrán por lo tanto distintos requerimientos de insumos. Las tecnologías precisas también permiten que los insumos puedan ser aplicados con dosis variables. La Tecnología de Dosificación Variable (VRT) posibilita realizar los cambios de dosis y densidades en tiempo real siguiendo prescripciones o recomendaciones que son cargadas previamente en monitores de máquinas equipadas con GPS o en forma manual por medio de un operario conocedor de la variabilidad espacial del lote (INTA, 2011).

Para lograr una correcta toma de decisiones se debe partir de ensayos a campo correctamente diseñados, para que una vez recopilados todos los datos puedan ser utilizados en diversos modelos estadísticos para establecer el efecto de las variaciones en las dosis esperables para los distintos ambientes del lote. Cuando los experimentos no son bien diseñados, aún con tecnologías que producen numerosos datos, éstos puede que no se ajusten a las estructuras clásicas de un modelo lineal y por lo tanto muchas veces no se logra detectar diferencias entre las medias poblacionales de los tratamientos que se pretenden evaluar estadísticamente. Es decir, como se conoce en el ámbito estadístico, los modelos no tienen la suficiente potencia para poder diferenciar las medias poblacionales debido al “ruido” experimental (Oberto y Paccioretti, 2014).

Para analizar experimentos comparativos de tratamientos generalmente se suele recurrir a la técnica del Análisis de la Varianza (ANAVA), cuya finalidad es contrastar hipótesis referidas a las medias de dos o más poblaciones de datos, generalmente definidas por la asignación de dos o más tratamientos a un conjunto de unidades experimentales (Balzarini et al., 2015). Desde la investigación metodológica contemporánea han surgido distintos tipos de modelos estadísticos para analizar datos de estudios experimentales. Entre ellos se destacan los modelos lineales mixtos, los cuales permiten analizar diferentes tipos de variable respuesta modelizando simultáneamente el valor esperado del fenómeno estudiado y su variabilidad,

permitiendo también modelizar experimentos en presencia de observaciones correlacionadas, como por ejemplo las correlaciones espaciales de ensayos georreferenciados (Badiella, 2011).

En el presente trabajo, se utilizó un modelo lineal mixto para evaluar comparativamente a través del rendimiento de soja, el efecto de densidad variable y, el efecto de dosis variable de fertilizante fosforado. Dicho ensayo forma parte del grupo de ensayos conducidos en campos de productores con maquinaria precisa bajo el protocolo de la Red de Ensayos de Agricultura de Precisión del Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria. La finalidad de estos ensayos es proveer una recomendación al productor sobre qué manejo conviene realizar en los distintos ambientes del lote. En otras palabras, lo que se busca es averiguar si es posible recomendar de las densidades o dosis evaluadas cuál de ellas es la más adecuada para cada tipo de suelo y determinar si es conveniente hacer un manejo diferenciado por zonas para que el cultivo muestre su mayor potencialidad productiva y de esta forma ser más eficientes en el uso de recursos.

## II.- MATERIALES Y MÉTODOS

El ensayo se condujo en un lote sembrado con Soja ubicado al Suroeste de la Provincia de Buenos Aires en cercanías a la localidad de Coronel Suárez (37° 48' S, 62° 02' O.). Se evaluó el rendimiento de soja en dos zonas bien diferenciadas edáficamente dentro del mismo lote, una de ellas con un suelo somero y la otra con un suelo profundo. En cada zona se evaluaron por separado tres densidades (25, 37 y 53 plantas/m<sup>2</sup>) y tres dosis de fertilizante fosforado (0, 85 y 115 Kg/Ha) en un diseño en bloques completos aleatorizados (DBCA) con dos repeticiones para cada factor de estudio. Las practicas agronómicas realizadas en el cultivo fueron las normalmente empleadas en la zona.

Tanto para el ensayo de dosis como para el de densidad se realizó, en una primera instancia, una depuración de los datos para detectar la presencia de outliers e inliers (datos anormales 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). Posteriormente, a los fines de poder hacer una recomendación respecto cuál de las densidades y dosis evaluadas se desempeña mejor, como así también saber si conviene realizar un manejo diferenciado por zona, se ajustaron diversos modelos estadísticos para comparar los efectos de fertilización y densidad de siembra. Dichos modelos consistieron en un Análisis de la Varianza (ANAVA) usando modelos lineales mixtos con errores correlacionados espacialmente utilizando el software estadístico InfoStat en sincronización con la plataforma R (Di Rienzo et al., 2015).

Se ajustaron 4 modelos, uno sin tener en cuenta la correlación espacial de los datos georreferenciados, *i.e.* asumiendo errores independientes y los restantes ajustando la correlación espacial (errores correlacionados espacialmente) según tres modelos de correlación frecuentemente usados en ensayos agrícolas: Exponencial, Gaussiana y Esférica. Para determinar cuál de los modelos ajustados lograba una mejor representación de los datos observados se utilizó el Criterio de Información de Akaike (AIC) y el Criterio de Información Bayesiano (BIC), eligiendo aquel modelo con menores valores de ambos criterios. El nivel de significación utilizado para comparar los efectos de los factores en estudio bajo cualquiera de los modelos empleados fue de  $\alpha=0,05$ .

Dado que es de interés conocer si es conveniente realizar manejo diferenciado por zona dentro del lote, es decir saber si un tratamiento se comporta diferente en cada una de estas áreas intralote, el modelo utilizado para evaluar el rendimiento de soja según el tratamiento (dosis de fertilización o densidad de siembra) fue:

$$Y_{ijk} = \mu + \tau_i + \gamma_j + \tau\gamma_{ij} + \gamma_j(\beta_k) + \varepsilon_{ijk} \quad i = 1, 2, 3 \quad j = 1, 2 \quad k = 1, 2$$

Donde  $Y_{ijk}$  es el rendimiento esperado del  $i$ -ésimo tratamiento en la  $j$ -ésima zona del  $k$ -ésimo bloque,  $\mu$  es la media general,  $\tau_i$  es el efecto del  $i$ -ésimo tratamiento (dosis de fertilizante fosforado o densidad de siembra, según corresponda),  $\gamma_j$  es el efecto de la  $j$ -ésima zona,  $\tau\gamma_{ij}$  es la interacción entre el efecto del  $i$ -ésimo tratamiento y la  $j$ -ésima zona,  $\gamma(\beta_k)$  es el efecto del  $k$ -ésimo bloque de la  $j$ -ésima zona y  $\varepsilon_{ijk}$  es el término del error experimental que se asume con distribución normal, homocedásticos e independientes o con distribución normal, homocedásticos y correlacionados según el modelo de correlación Exponencial, Gaussiana o Esférica.

Se analizaron los gráficos aportados por los residuos de los modelos ajustados para corroborar los supuestos de Normalidad y Homogeneidad de Varianzas. Para el caso de normalidad se analizó el gráfico QQ-plot de cuantiles muestrales en función de los cuantiles teóricos y para corroborar si se cumplía el supuesto de homogeneidad de varianzas se analizó el gráfico de dispersión de residuos estandarizados de Pearson en función de los valores predichos.

## IV.- RESULTADOS Y DISCUSIÓN

### IV. I.- Evaluación del efecto de la fertilización fosforada

Analizando las medias de rendimiento en la zona profunda, se observa una tendencia de disminución de los rendimientos a medida que aumenta la dosis de fertilizante, mientras que en la zona somera se observa una tendencia inversa, es decir, que los rendimientos tienden a aumentar a medida que aumenta la dosis (Tabla 1). No obstante las diferencias entre dosis no fueron estadísticamente significativas dentro de cada zona cuando fueron analizadas bajo el modelo de mejor ajuste. En la Tabla 2 se presentan los criterios de información utilizados para la selección del modelo de análisis, y se observa que el modelo que contempla la correlación espacial esférica existente en los datos de rendimiento a través del lote es el modelo de mejor ajuste.

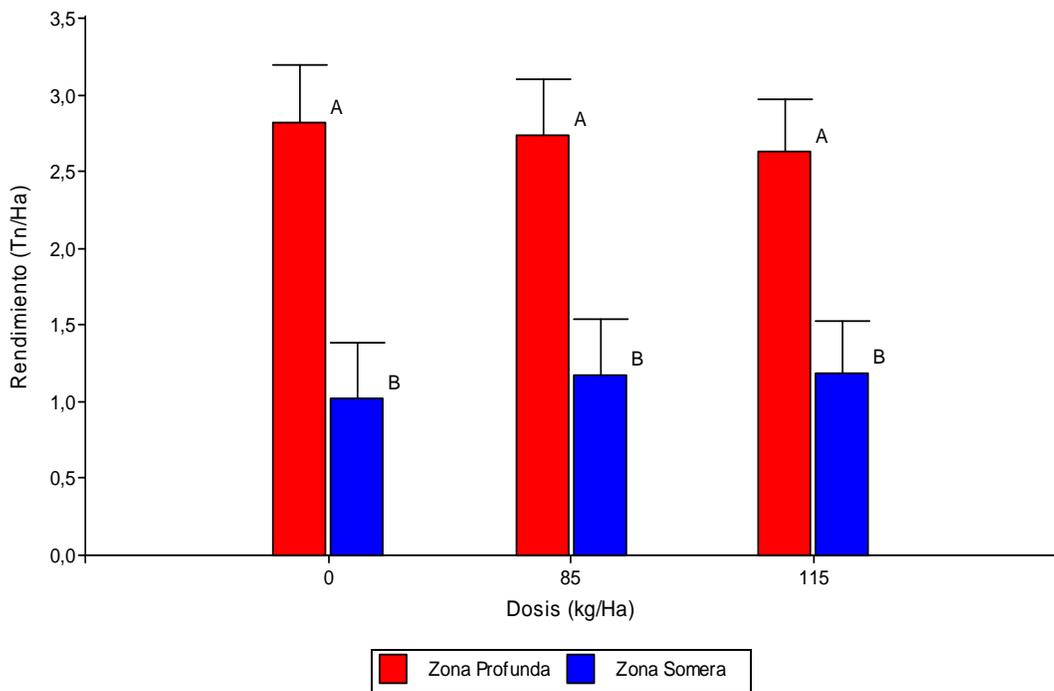
**Tabla 1.** Tamaño muestral (n) y Media, de rendimiento de soja (Tn/Ha) en dos zonas de un lote con tres dosis de fertilización (0, 85 y 115 Kg/Ha).

Zona	Dosis	n	Media
Profunda	0	56	2,89
	85	62	2,80
	115	55	2,47
Somera	0	60	1,16
	85	59	1,41
	115	57	1,59

**Tabla 2:** Criterio de Información de Akaike (AIC) y Criterio de Información Bayesiano (BIC) para cada uno de los modelos analizados a partir de datos provenientes de rendimiento de soja fertilizada con diferentes dosis. Menor significa mejor ajuste.

Modelo	AIC	BIC	
Sin correlación espacial	518,53	552,99	
Exponencial	71,98	110,30	
Correlación espacial	Gaussiana	183,38	221,70
	Esférica	71,46	109,77

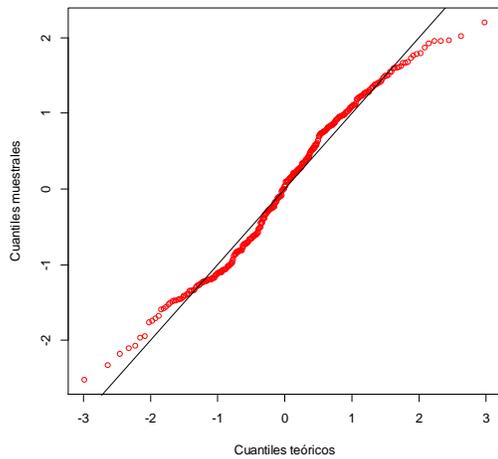
Una vez elegido el modelo con correlación espacial esférica el cual proveía el mejor ajuste (Ver Anexo) se observaron los resultados arrojados en las hipótesis marginales, que indican que las tendencias anteriormente nombradas no son estadísticamente significativas. El modelo indica que hay diferencias estadísticamente significativas entre las zonas ( $p$ -valor= 0,0153), siendo el rendimiento promedio para la zona profunda de 2,73 Tn/Ha mientras que para la zona somera de 1,17 Tn/Ha. Pero en cuanto al efecto de dosis dentro de las zonas se “pierde” (Zona\*Dosis  $p$ -valor= 0,7884), es decir el modelo no logra identificar si realmente existe efecto de la dosis (Figura 1). Esto puede deberse a que la variabilidad entre las repeticiones es grande, sólo se realizaron 2 bloques, y los efectos en el rendimiento de la fertilización fosforada son pequeños tal y como lo expone Satorre et al., (2012).



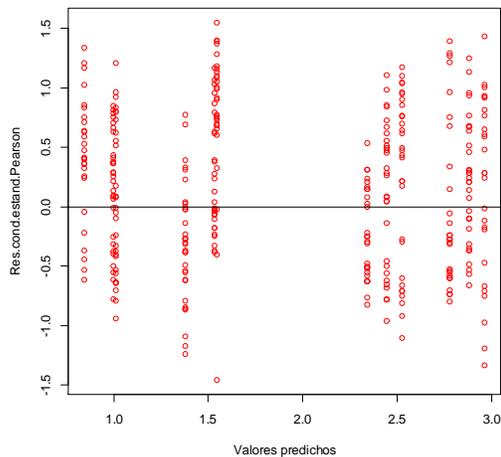
**Figura 1.** Rendimientos promedios de soja (Tn/Ha) en dos zonas de un lote con tres dosis de fertilización fosforada (0, 85 y 115 Kg/Ha). Letras iguales significa que no hay diferencias estadísticamente significativas.

En el gráfico de QQ-plot se puede observar que los residuos se alinean sobre una recta a 45°, como se espera bajo el supuesto de Normalidad, aunque se observan algunos datos raros en los extremos (Figura 2). En el gráfico de dispersión de residuos estandarizados de Pearson vs. Valores Predichos (Figura 3) y en los Box-Plot de residuos para cada nivel de los

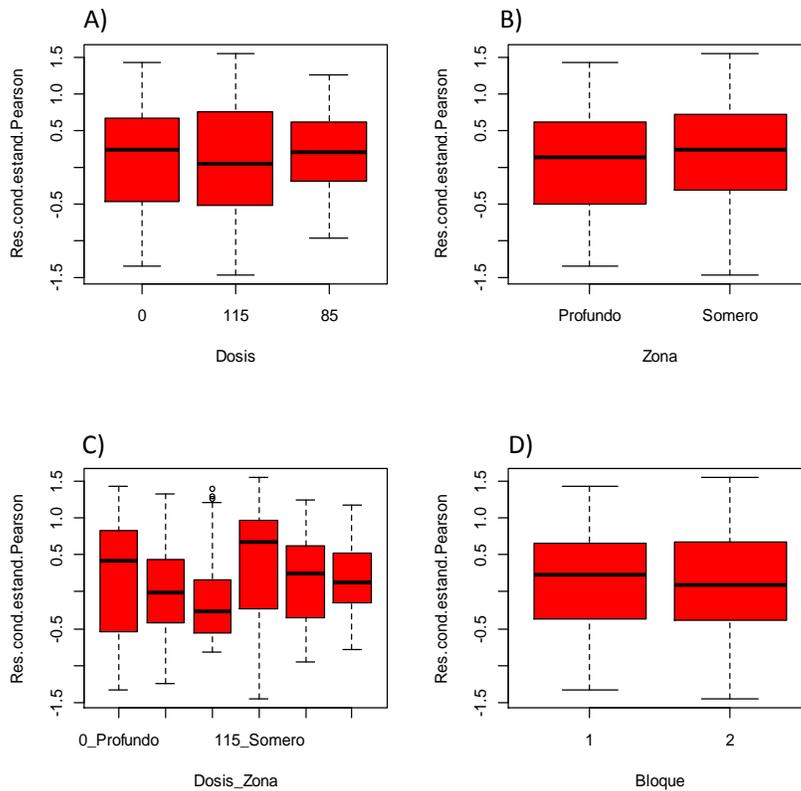
efectos fijos del modelo (figura 4), no se observan incumplimientos del supuesto de homogeneidad de varianzas.



**Figura 2.** Gráfico de QQ-plot normal de los residuos del modelo esférico para la variable rendimiento en función de la dosis de fertilizante.



**Figura 3.** Gráfico de dispersión de residuos estandarizados de Pearson en función de Valores Predichos de rendimiento del modelo esférico.



**Figura 4.** Gráficos Box-Plot de residuos estandarizados de Pearson en función de Valores Predichos de rendimiento para cada uno de los efectos del modelo. A) Dosis; B) Zona; C) Dosis\*Zona; D) Bloque.

#### IV. II.- Evaluación del efecto de la densidad de siembra

Al analizar las medias de rendimiento en función de la densidad de siembra, se observa en la zona profunda, una tendencia a aumentar los rendimientos a medida que aumenta la densidad de siembra (plantas/m<sup>2</sup>), mientras que en la zona somera se observa que el rendimiento tiende a disminuir si la densidad de siembra aumenta desde las 25 plantas/m<sup>2</sup> hasta las 37 plantas/m<sup>2</sup>, a partir de aquí, el rendimiento tiende a aumentar a medida que la siembra es más densa (Tabla 3). No obstante las diferencias entre dosis no fueron estadísticamente significativas dentro de cada zona cuando fueron analizadas bajo el modelo de mejor ajuste. En la Tabla 4 se presentan los criterios de información utilizados para la selección del modelo de análisis, en la cual se observa que el modelo que contempla la correlación espacial exponencial es el modelo de mejor ajuste.

**Tabla 3.** Tamaño muestral (n) y Media, de rendimiento de soja (Tn/Ha) en dos zonas de un lote con tres densidades de siembra (25, 37 y 53 plantas/m<sup>2</sup>).

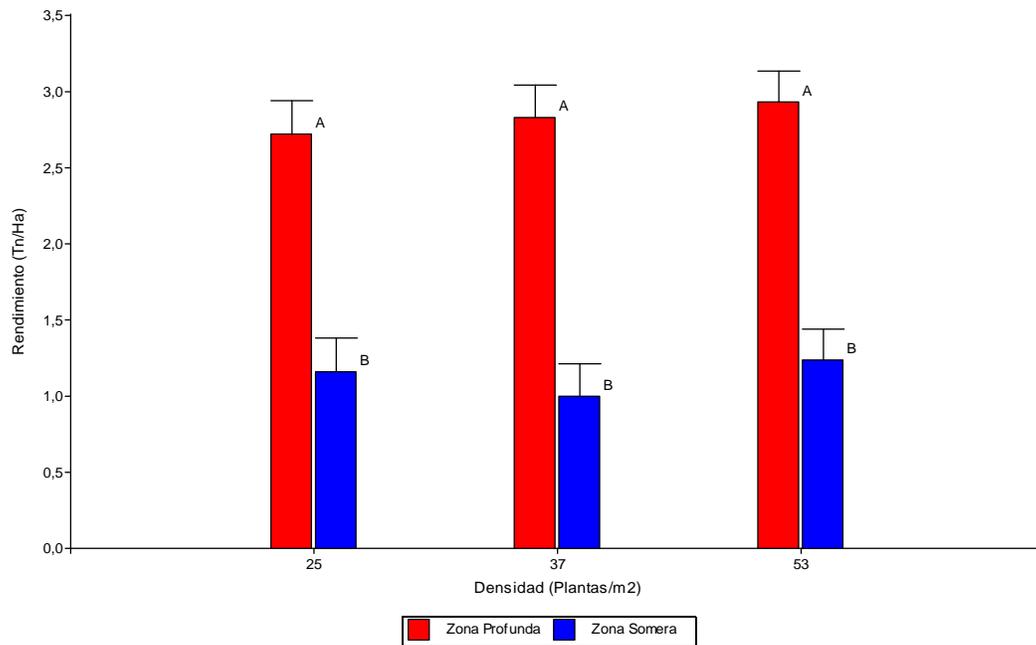
Zona	Densidad	n	Media
Profunda	25	42	2,83
	37	43	2,99
	53	42	3,04
Somera	25	42	1,15
	37	39	1,03
	53	42	1,25

**Tabla 4:** Criterio de Información de Akaike (AIC) y Criterio de Información Bayesiano (BIC) para cada uno de los modelos analizados a partir de datos provenientes de rendimiento de soja sembrada a diferentes densidades. Menor significa mejor ajuste.

Modelo	AIC	BIC
Sin correlación espacial	305,88	337,28
Exponencial	48,53	83,42
Gaussiana	119,98	154,87
Correlación espacial	Esférica	El modelo no pudo estimarse
		El modelo no pudo estimarse

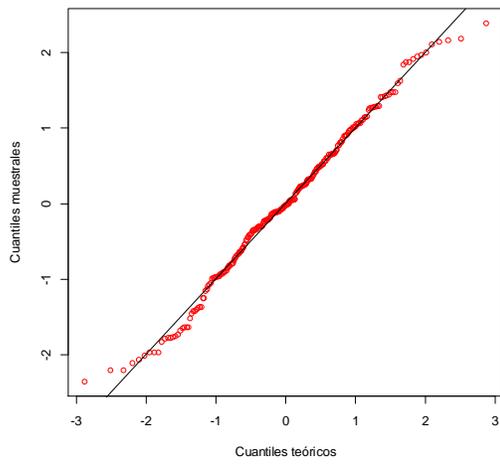
A partir del ajuste del modelo que contempla una correlación espacial exponencial, el cual era el de menor AIC y BIC (Ver Anexo), se observó que los resultados arrojados en las hipótesis marginales indicaban que las tendencias anteriormente nombradas no son estadísticamente significativas. El modelo sugiere que hay diferencias estadísticamente significativas entre las zonas ( $p$ -valor < 0,0001), siendo el rendimiento promedio para la zona profunda de 2,83 Tn/Ha mientras que para la zona somera de 1,14 Tn/Ha. En cuanto al efecto de densidad, como sucede en el ensayo de dosis, el modelo no logra identificar si existe efecto de tratamiento dentro de las zonas. (Zona\*Densidad  $p$ -valor= 0,6318) (Figura 5). Esta falta de potencia, puede deberse a que la respuesta de la soja a la densidad variable es muy pequeña ya que el cultivo tiene alta capacidad para compensar las variaciones en el número de plantas a través de modificaciones en el número de ramificaciones, lo cual le confiere la posibilidad de

mantener la captación de la radiación elevada aún ante reducciones en el “stand” de plantas, dando como resultado una respuesta a la densidad de tipo asintótica. Como consecuencia, la materia seca producida por unidad de superficie no difiere significativamente en un rango muy amplio de densidades de siembra Satorre et al., (2012).

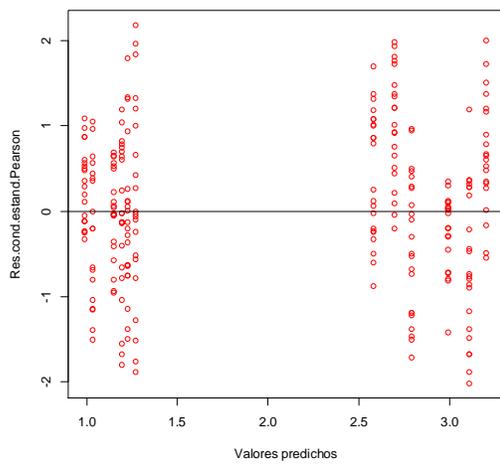


**Figura 5.** Rendimientos promedio de soja (Tn/Ha) en dos zonas de un lote con tres densidades de siembra (25, 37 y 53 plantas/m<sup>2</sup>). Letras iguales significa que no hay diferencias estadísticamente significativas.

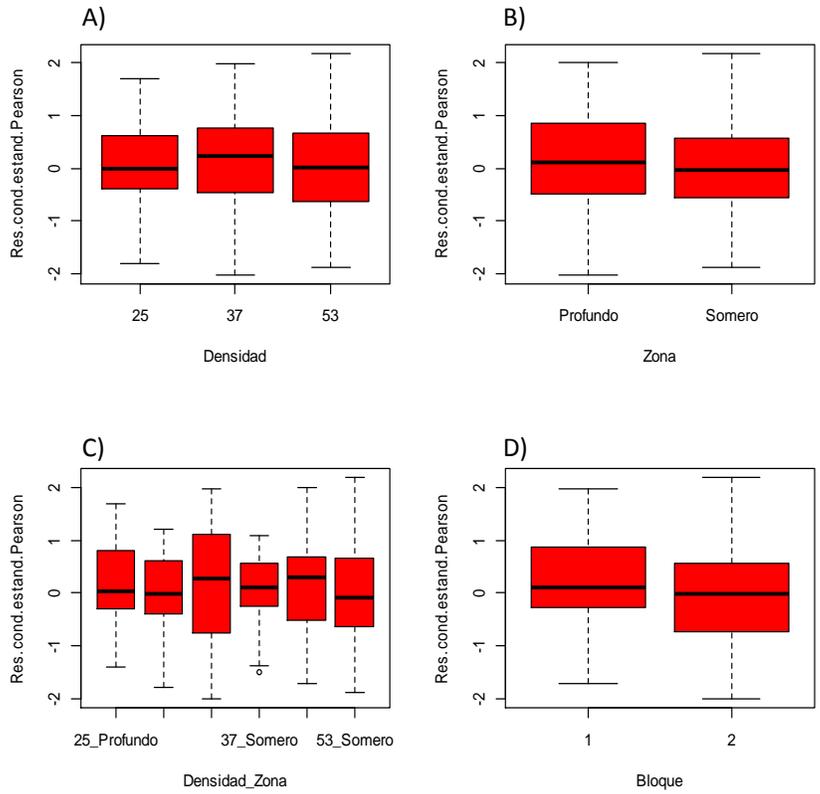
El gráfico de QQ-plot (Figura 6), el de Residuos estandarizados de Pearson vs Valores Predichos (Figura 7) y los Box-Plot de residuos para cada nivel de los efectos fijos del modelo (Figura 8), tienen similar comportamiento al observado en el ensayo de dosis.



**Figura 6.** Gráfico de QQ-plot normal de los residuos del modelo exponencial para la variable rendimiento en función de la densidad.



**Figura 7.** Gráfico de dispersión de Residuos estandarizados de Pearson en función de Valores Predichos de rendimiento del modelo exponencial.



**Figura 8.** Gráfico Box-Plot de Residuos estandarizados de Pearson en función de Valores Predichos de rendimiento para cada uno de los efectos del modelo. A) Densidad; B) Zona; C) Densidad\*Zona; D) Bloque.

## V.- CONCLUSIÓN

A pesar de la alta cantidad de datos que estas tecnologías de precisión producen, debido a la presencia de variabilidad y correlación espacial, la cantidad de información independiente para evaluar los efectos de tratamientos se reduce. En los diseños analizados las repeticiones son los bloques y para el estudio de ambos factores de interés solo se evaluaron dos repeticiones por tratamiento, el diseño es por tanto poco potente. La falta de un diseño estadístico potente para detectar diferencias entre tratamientos cuando estas existen, trae como consecuencia la no detección de diferencias entre las medias de los tratamientos. Tanto el modelo esférico ajustado para dosis, como el modelo exponencial ajustado para densidad, sólo detectan diferencias estadísticamente significativas ( $p\text{-valor} < 0,05$ ) entre las zonas demarcadas según tipo de suelo dentro del lote.

En este sentido se concluye para el lote en estudio que conviene hacer un manejo diferenciado por zonas. Lo que no se logra saber es qué dosis o qué densidad es la más adecuada para cada zona ya que el modelo exponencial no tiene la suficiente potencia para detectar diferencias entre las tecnologías de dosis variable. El modelo no detecta diferencias estadísticamente significativas entre las densidades o las dosis evaluadas, pero no es posible afirmar que realmente no hay un efecto de los tratamientos porque estos efectos podrían enmascarse por alguna o todas de las siguientes causas: los efectos evaluados son pequeños, la variabilidad entre repeticiones es grande y sólo se realizaron dos repeticiones. Al haber pocas repeticiones, los efectos pequeños y los datos tan variables, los resultados estadísticos siempre son conservadores, ya que para afirmar que hay un efecto estadísticamente significativo la diferencia tiene que ser más importante que la variabilidad sin explicar, y en estos ensayos hay alta variabilidad sin explicar.

Se recomienda para futuros ensayos, trabajar con un número de repeticiones mayor, como mínimo 4, sobre todo en ensayos donde los efectos que se quieran evaluar sean pequeños. Mientras más repeticiones se realicen en los ensayos, se logrará una mayor calidad del mismo, y por ende los modelos estadísticos tendrán la suficiente potencia para arrojar recomendaciones sobre los efectos.

## VI.- REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Badiella, L. (2011). Modelos lineales generalizados mixtos algunos casos prácticos. Universidad Autónoma de Barcelona.
- Balzarini, M.; J. Di Rienzo; M. Tablada; L. Gonzalez; C. Bruno; M. Córdoba; W. Robledo; F. Casanoves. (2015). Estadística y biometría: Ilustraciones del uso de InfoStat en problemas de agronomía. Córdoba: Brujas.
- Bragachini, M.; A. Martini; A. Bianchini. (1999). Sistemas de Posicionamiento. INTA Manfredi.
- Di Rienzo, J.; F. Casanoves; M.G. Balzarini; L. Gonzalez; M. Tablada; W. Robledo. InfoStat versión 2015. Grupo InfoStat, FCA, Universidad Nacional de Córdoba, Argentina.
- INTA (2011). Red de agricultura de precisión: actualización técnica N°9. Ministerio de agricultura, ganadería y pesca.
- Montgomery, D. C. (2008). Design and analysis of experiments. John Wiley & Sons.
- Oberto, R.; P. Paccioretti. (2014). Modelos estadísticos para la evaluación de variedades promisorias de garbanzo en el norte de la Provincia de Córdoba.

## VII.- ANEXO

### VII. I.- Modelo ajustado para evaluación del efecto de la fertilización fosforada

#### Especificación del modelo en R

```
modelo.000_RTO.TN.HA_REML<-  
gls(RTO.TN.HA~1+Dosis+Zona+Dosis:Zona+Zona/Bloque  
,correlation=corSpher(form=~as.numeric(as.character(Xt))+as.nume  
ric(as.character(Yt))  
,metric="euclidean"  
,nugget=FALSE)  
,method="REML"  
,na.action=na.omit  
,data=R.data00)
```

#### Resultados para el modelo: modelo.000\_RTO.TN.HA\_REML

Variable dependiente: RTO.TN.HA

#### Medidas de ajuste del modelo

N	AIC	BIC	logLik	Sigma R2_0
349	71,46	109,77	-25,73	0,78 0,68

AIC y BIC menores implica mejor

#### Pruebas de hipótesis marginales (SC tipo III)

	numDF	F-value	p-value
(Intercept)	1	39,16	<0,0001
Dosis	2	0,06	0,9417
Zona	1	5,94	0,0153
Dosis:Zona	2	0,24	0,7884
Zona:Bloque	2	0,63	0,5337

#### Estructura de correlación

Modelo de correlación: Spherical spatial correlation

Formula: ~ as.numeric(as.character(Xt)) +  
as.numeric(as.character(Yt))

Metrica: euclidean

Parámetros del modelo

Parámetro	Estim
range	50,59

## VII. II.- Modelo ajustado para evaluación del efecto de la densidad de siembra

### Especificación del modelo en R

```
modelo.006_RTO.TN.HA_REML<-  
gls(RTO.TN.HA~1+Densidad+Zona+Densidad:Zona+Zona/Bloque  
,correlation=corExp(form=~as.numeric(as.character(Xt))+as.numeri  
c(as.character(Yt))  
,metric="euclidean"  
,nugget=FALSE)  
,method="REML"  
,na.action=na.omit  
,data=R.data06)
```

### Resultados para el modelo: modelo.006\_RTO.TN.HA\_REML

Variable dependiente: RTO.TN.HA

### Medidas de ajuste del modelo

N	AIC	BIC	logLik	Sigma <sup>2</sup>	R <sup>2</sup>
250	48,53	83,42	-14,27	0,47	0,83

AIC y BIC menores implica mejor

### Pruebas de hipótesis marginales (SC tipo III)

	numDF	F-value	p-value
(Intercept)	1	307,31	<0,0001
Densidad	2	0,69	0,5045
Zona	1	57,77	<0,0001
Densidad:Zona	2	0,46	0,6318
Zona:Bloque	2	1,19	0,3055