



Empresa BIOCHARG

Eficacia de tratamientos de semilla con Biochar en el cultivo de trigo

Cultivo TRIGO

Campaña 2025-2026

Localidad de ROJAS, provincia de BUENOS AIRES
Argentina



Nuevas Tecnologías para una Eficiente Nutrición

Responsables

Por agro**Estrategias** consultores:

Responsable técnico/coordinación: Ing. Agr. Wenceslao Tejerina.

Responsable del ensayo: Ing. Agr. Martin Migliorati - Ing. Agr. Micaela Piccini

Por **Biocharg**: Edgardo Lalic

Objetivo del ensayo

El objetivo fue evaluar el efecto de **Biochar** en el desarrollo y en la producción del **cultivo de trigo**.

Producto/s a evaluar

Biochar es una enmienda carbonosa de alta porosidad y elevada superficie específica, obtenida a partir de biomasa vegetal. Mejora la retención de agua y nutrientes, reduce pérdidas por lixiviación y favorece la actividad biológica del suelo, promoviendo un mejor desarrollo radicular y una mayor eficiencia en el uso de fertilizantes. Además, contribuye a inmovilizar contaminantes y disminuir situaciones de estrés biótico y abiótico, mejorando la estabilidad y productividad del sistema suelo-cultivo.

Premisas generales para el desarrollo del ensayo a campo

1. Elección de lote.
2. Manejo de la fertilización según características del lote, rendimiento potencial y condiciones agroclimáticas de la campaña.
3. El cultivo se conduce según las prácticas agronómicas habituales que permiten maximizar el rendimiento.
4. El diseño experimental del ensayo es en bloques completamente aleatorizados (DBCA) con 4 repeticiones como mínimo en microparcels.
5. Área mínima de la parcela experimental igual a 20 m².
6. Se prevé dejar espacios mínimos y seguros entre parcelas para evitar interferencias entre tratamientos.
7. Visitas periódicas a los lotes para la evaluación del estado de los cultivos. Registro fotográfico.
8. Las variables a medir son acordadas con quién/es contrata/n el servicio.
9. Finalmente se determina el rendimiento del cultivo. La muestra se trilla con máquina estática.
10. Como regla de base, para el análisis estadístico de los resultados, previa corroboración de normalidad de datos con test Shapiro-Wilk y homogeneidad de varianzas, se realiza un ANOVA para la comprobación de la significancia del modelo lineal aditivo y posteriormente el test Tukey de comparación de medias (5%). También se realizan Modelos Lineales Generalizados (GLM) para variables con varianza heterogénea. Se utilizan paquetes estadísticos como INFOSTAT (Di Rienzo et al., 2020)¹ y NAVURE TEAM (2023)². Esto será adaptable a los requerimientos del solicitante del servicio.

¹ Di Rienzo J.A., Casanoves F., Balzarini M.G., Gonzalez L., Tablada M., Robledo C.W. InfoStat versión 2020. Centro de Transferencia InfoStat, FCA, Universidad Nacional de Córdoba, Argentina. URL <http://www.infostat.com.ar>

² Navure Team (2023). Navure (2.7.3): A data-science-statistic oriented application for making evidence-based decisions. URL <http://www.navure.com>

Ubicación geográfica del ensayo

País: Argentina

Provincia: Buenos Aires

Localidad: Rojas

Punto GPS: (34° 2'53.80"S ; 60°52'11.67"O)

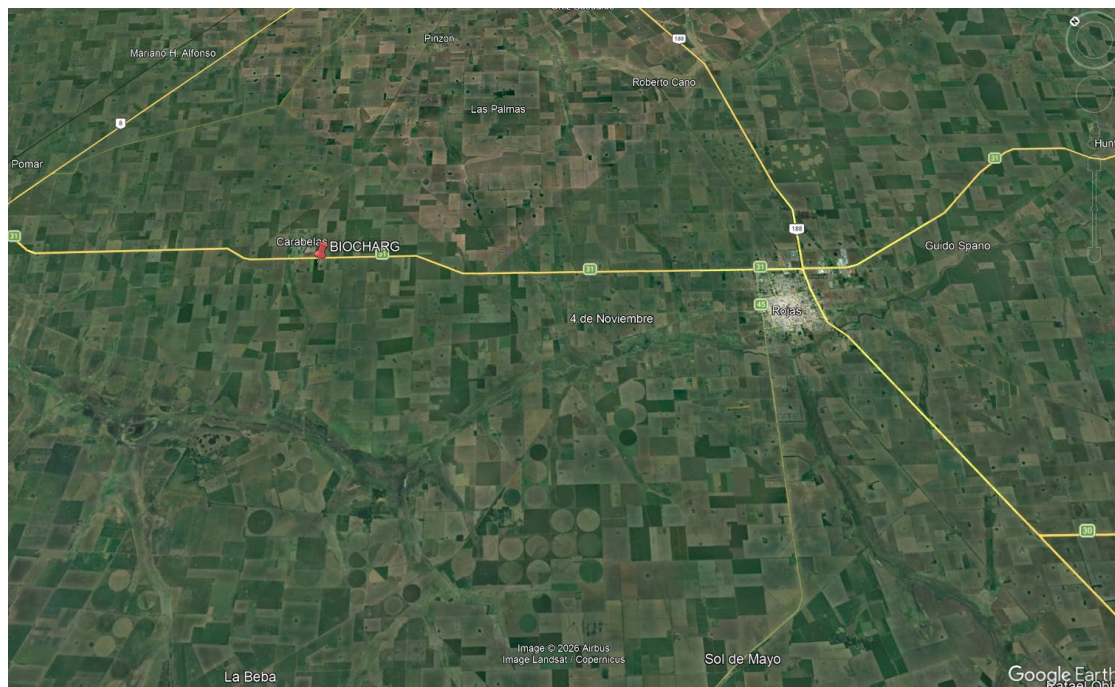


Figura 1. Entorno y localidades más cercanas al sitio donde está emplazado el ensayo.



Figura 2. Zoom sobre el área donde se encuentra ubicado el ensayo.



agroEstrategias
consultores

9 de Julio 3007 - CP 2000 - Rosario, Santa Fe, Argentina

Tel: +54 9 341 582-4205

e-mail: agroestrategias@agroestrategias.com

www.agroestrategias.com

Características del recurso SUELO

Identificación de la muestra enviada

J505 - J506



ANÁLISIS DE SUELO	N	FECHA	IDENT.	PROF.	DENS.	CLIENTE	CAMP	ZONA	PROVINCIA
	J505	05/19/2025	L FERIA RUTA (Valor real de P Bray: 139,3 PPM.)	0-20	AP. 1,25	ENSAYO MARTIN			
PARÁMETRO	RESULTADO	Aporte kg/ha	ESTADO RELATIVO	OBSERVACIONES	Muy bajo	Bajo	Adecuado	Alto	Muy Alto
pH	6,4		ADECUADO	La mayoría de los nutrientes estarían disponibles.					
CIC	17,58 %		ADECUADO	De estar presentes los nutrientes en suelo, se asegura buen aporte de los mismos.					
SatK	11,36 %		MUY ALTO						
SatCa	52,71 %		BAJO	Probable deficiencia de Calcio. Encalar o fertilizar con Calcio.					
SatMg	12,66 %		ADECUADO	Adecuada dotación de Magnesio. No asegura disponibilidad. Evaluar Calcio y Potasio.					
MO	3,41 %		ADECUADO						
Nt	0,18 %		ADECUADO						
NO3	59,31 ppm	33,4	ADECUADO	Evaluar requerimientos de acuerdo al cultivo.					
PBray	13,9 ppm	34,7	BAJO	Fertilizar con Fósforo. Si el pH es > a 7,5 se sugiere P Olsen.					
PMII									
POlsen									
K	779 ppm	194	MUY ALTO						
Ca	1853 ppm	463	ADECUADO	Adecuada dotación de Calcio.					
Mg	267 ppm	66,7	ALTO	Evaluar Calcio y Potasio.					
S	1,25 ppm	3,13	MUY BAJO	Fertilizar con Azufre.					
Fe	171 ppm	42,7	MUY ALTO						
Mn	43,166	10,7	ADECUADO	No fertilizar con Manganeseo a menos que el pH sea > a 7.					
Zn	27 ppm	6,75	MUY ALTO						
Cu	1,091 ppm	2,73	ADECUADO	No fertilizar con Cobre a menos que el pH sea > a 7.					
B	1,053	2,63	ADECUADO	No fertilizar con Boro a menos que el pH sea > a 7.					
Cl									
Na	8 ppm	20	ADECUADO						
CE	0,109	0,27	MUY BAJO	Sin peligrosidad salina.					

CE (Conductividad Eléctrica)

Conductimetría 1:2,5

CIC (Cap. Int. Catiónica) M II - Suma de Cationes

Mat. Orgánica Walkley-Black

NO₃ (Nitrato) Ac. Fenoldisulfónico

P (Fósforo) Bray/Kurtz/Olsen/Mehlich II

S (Azufre) Turbidimetría

Ca (Calcio) Mehlich II - Abs. Atómica

Mg (Magnesio) Mehlich II - Abs. Atómica

K (Potasio) Mehlich II - Abs. Atómica

PSB (% Saturación de Bases)

Fe (Hierro) MEHLICH II - Abs. Atómica

Mn (Manganeseo) MEHLICH II - Abs. Atómica

Zn (Zinc) MEHLICH II - Abs. Atómica

Cu (Cobre) MEHLICH II - Abs. Atómica

B (Boro) Azometina - Colorimetría

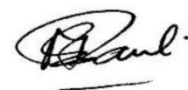
María Lucila Pauli
Bioquímica Mat. 1911

ANÁLISIS DE SUELO	N	FECHA	IDENT.	PROF.	DENS. AP.	CLIENTE	CAMPO	ZONA	PROVINCIA
	J506	05/19/2025	L FERIA RUTA	20-40	1.25	ENSAYO MARTIN			
PARÁMETRO	RESULTADO	Aporte kg/ha	ESTADO RELATIVO	OBSERVACIONES	Muy bajo	Bajo	Adecuado	Alto	Muy Alto
pH	6.56		ADECUADO	La mayoría de los nutrientes estarían disponibles.					
CIC									
SatK									
SatCa									
SatMg									
MO	1.75 %		BAJO						
Nt	0.09 %		BAJO						
NO3	26.673 ppm	15.02	BAJO	Evaluar requerimientos de acuerdo al cultivo.					
PBray	5.773 ppm	14.43	MUY BAJO	Fertilizar con Fósforo. Si el pH es > a 7,5 se sugiere P Olsen.					
PMIII									
POlsen									
K									
Ca									
Mg									
S	9.564 ppm	23.91	ADECUADO	No fertilizar con Azufre a menos que el pH sea > a 7.					
Fe									
Mn									
Zn									
Cu									
B									
Cl									
Na									
CE	0.084	0.21	MUY BAJO	Sin peligrosidad salina.					

CE (Conductividad Eléctrica) Conductimetría 1:2.5
CIC (Cap. Int. Catiónica) M III - Suma de Cationes
Mat. Orgánica Walkley-Black
NO3- (Nitratos) Ác. Fenoldisulfónico
P (Fósforo) Bray-Kurtz/Olsen/Mehlich III

S (Azufre) Turbidimetría
Ca (Calcio) Mehlich III - Abs. Atómica
Mg (Magnesio) MEHLICH III - Abs. Atómica
K (Potasio) MEHLICH III - Abs. Atómica
PSB (% Saturación de Bases)

Fe (Hierro) MEHLICH III - Abs. Atómica
Mn (Manganeso) MEHLICH III - Abs. Atómica
Zn (Zinc) MEHLICH III - Abs. Atómica
Cu (Cobre) MEHLICH III - Abs. Atómica
B (Boro) Azometina - Colorimetría



María Lucila Pauli
Bioquímica Mat. 1911



agroEstrategias
consultores

9 de Julio 3007 - CP 2000 - Rosario, Santa Fe, Argentina

Tel: +54 9 341 582-4205

e-mail: agroestrategias@agroestrategias.com

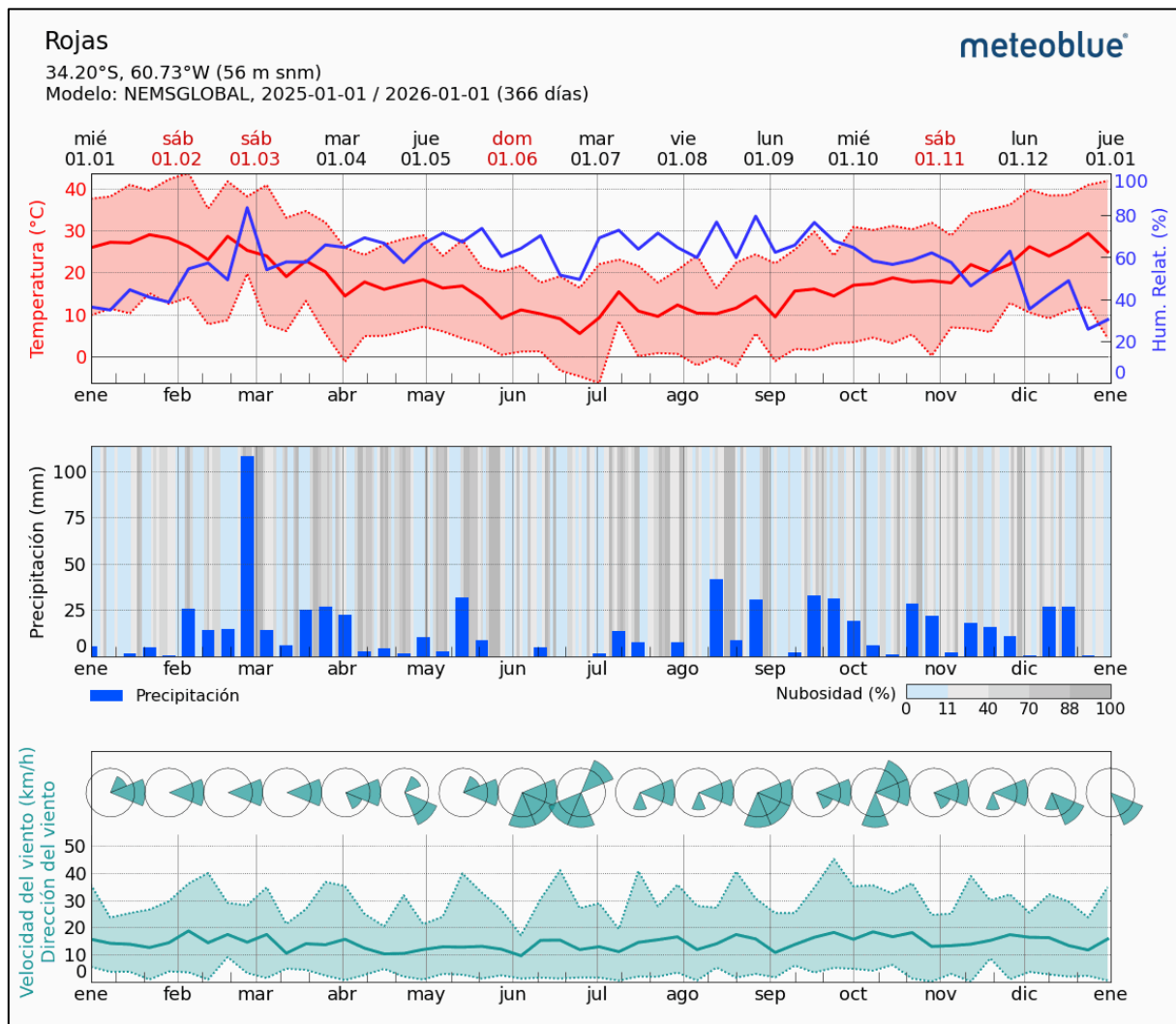
www.agroestrategias.com

Resumen climático de la campaña

Año: 2025

MESES	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	SUMA
ENERO										2									3					12								17
FEBRERO				22	110					2	11	5			28	5								95	6		2	40				326
MARZO			42				80											1				10						10		18		161
ABRIL							32										5	14									9					60
MAYO					28										76	88	60					4						22				278
JUNIO													2																			2
JULIO								13								32																45
AGOSTO	8																		112											40	44	204
SEPTIEMBRE													18							36							13					67
OCTUBRE						51											7							72	13							143
NOVIEMBRE			3	32		3				16					47																	101
DICIEMBRE					5									8		6	28					5										52

1456



Desarrollo del Ensayo

Medidas solicitadas:

- Implantación: Stand (pl/m²) y Logro (%). Momento: 15 y 30 DDS.
- Perfil de macollaje. Momento: 60 DDE.
- Vigor (adimensional)^o y Cobertura medida con la aplicación Canopy Cover (%). Momento: 60 DDE y HB desplegada.
- Índice SPAD como medida del contenido de clorofila de las hojas (adimensional). Momento: HB desplegada.
- COSECHA. Componentes de rendimiento: número de espigas por metro cuadrado (NE/m²), número de granos por metro cuadrado (NG/m²) y peso de mil granos (g). Humedad (%) y Rendimiento (kg.ha⁻¹).

^oNota: Escala empleada para VIGOR

Puntaje	Valoración del VIGOR
1	Mucho peor que testigo
2	Peor que testigo
3	Testigo
4	Mejor que testigo
5	Mucho mejor que testigo

Fecha Siembra: 27/6/2025

Arreglo espacial: 0,2 m entre surcos

Tamaño unidad experimental o parcela: 7 surcos (1,40 m) por 7 m de largo ≈ 9,8 m²

Variedad: CATALPA

Densidad de siembra (kg/ha):	160
Densidad lograda (pl/m²):	261

Fertilización y manejo sanitario:

Plan de Fertilización		
Momento	Fuente	Cantidad (kg/ha)
Siembra	MAP	120
Z2.3 - 29/8/2025	UREA	200

Manejo sanitario - Protección del cultivo					
Fecha	Principio Activo/ Nombre Comercial	Momento	Dosis	Observación de Adversidad	
31/5/2025	Glifosato	Barbecho	3 L/ha	Malezas	
	2,4D		800 cc/ha		
	Cletodim		400 c/ha		
	Coadyuvante A 35 T		35 cc/ha		
	Flumioxazin		100 cc/ha		
	Metsulfuron	Pre-emergente	8 g/ha		
17/9/2025	Nanok		700 cc/ha	Malezas, roya estriada y anaranjada.	
	A35T		40 cc/ha		
	Starane		300 cc/ha		
	Finesse		10 g/ha		
18/10/2025	Elatus Ace		600 cc/ha	Roya estriada y anaranjada.	
	Extremo		200 cc/ha		

Fecha Cosecha: 24/12/2025

Tratamientos evaluados

id	Detalle de los tratamientos	Momento	Dosis (cc.ha ⁻¹)
1	Testigo	-	-
2	Biocharg	Semilla	600
3	Testigo comercial BCE	Semilla	1500

Distribución de los tratamientos

PLANO:

B1T1	B2T3	B3T2	B4T3
B1T2	B2T1	B3T1	B4T2
B1T3	B2T2	B3T3	B4T1

N° repeticiones por tratamiento: 4

Resultados

Mediante el uso de modelos estadísticos, se detectaron efectos significativos de los tratamientos (**p < 0,05 - *p < 0,10) sobre dos de las variables analizadas, los detalles a continuación:

Resumen del análisis por variable

Variable	Fuente de Variación	Grados de Libertad	Valor F	p-valor
Stand 15 DDS (pl/m ²)	Tratamiento	2	$\chi^2 = 2,59$	0,2744
Logro 15 DDS (%)	Tratamiento	2	$\chi^2 = 15,74$	0,0004**
Stand 30 DDS (pl/m ²)	Tratamiento	2	$\chi^2 = 1,45$	0,4834
Logro 30 DDS (%)	Tratamiento	2	$\chi^2 = 24,60$	<0,0001**
Producción de macollos 60 DDE				
Plantas por metro lineal	Tratamiento	2	2,96	0,1277
Macollos por metro lineal	Tratamiento	2	2,73	0,1434
Tallos Totales por metro lineal	Tratamiento	2	2,96	0,1276
Macollos por planta	Tratamiento	2	$\chi^2 = 2,83$	0,2430
Cobertura 60 DDE (%)	Tratamiento	2	2,97	0,1268
Cobertura HB (%)	Tratamiento	2	1,42	0,3126
SPAD HB (adimensional)	Tratamiento	2	0,61	0,5624
Nº de ESPIGAS por m ²	Tratamiento	2	0,07	0,9323
Nº de GRANOS por m ²	Tratamiento	2	0,99	0,4248
Peso de mil granos (g)	Tratamiento	2	0,51	0,6260
Rendimiento (kg/ha)	Tratamiento	2	2,99	0,1255

➤ **Implantación** (valores de medias estimadas por los modelos ajustados)

id	Tratamiento	15 DDS		30 DDS	
		Stand ^{ns} (pl/m ²)	Logro ^{s**} (%)	Stand ^{ns} (pl/m ²)	Logro ^{s**} (%)
1	Testigo	221	69,5 a	219	69,0 b
2	Biocharg	197	62,1 b	226	70,9 b
3	Testigo comercial BCE	203	64,2 b	246	77,4 a
$p =$		0,2744	0,0004	0,4834	<0,0001
EE =		15	3,8	16	3,3
Coef Corr (PEARSON) vs REND =		-0,51 (s*)	-0,50 (s*)	ns	ns

ns = no se detectaron diferencias significativas entre tratamientos

s = existen diferencias significativas entre tratamientos

Medias con una letra común no son significativamente diferentes (**p > 0,05 - *p > 0,10)

La discrepancia entre los resultados de stand y logro se debe a diferencias en la estructura de los modelos utilizados. Mientras que el análisis de conteos presentó elevada variabilidad residual, el enfoque binomial permitió modelar la proporción de plantas logradas con mayor precisión, aumentando la capacidad de detección de diferencias entre tratamientos. Por lo tanto, la recomendación es dar más peso al LOGRO que al STAND ya que está mejor modelado, tiene más potencia y representa mejor el proceso biológico.

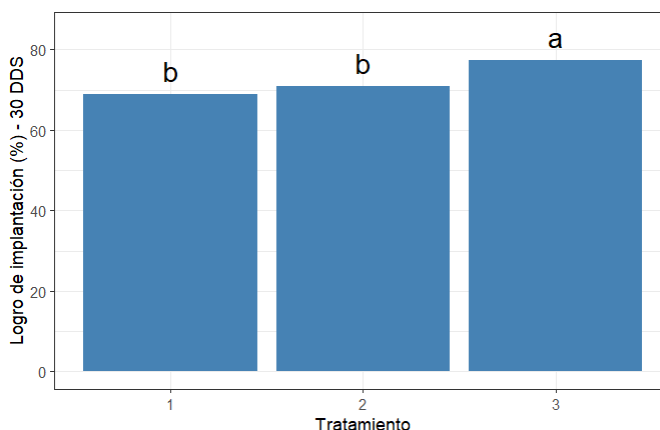
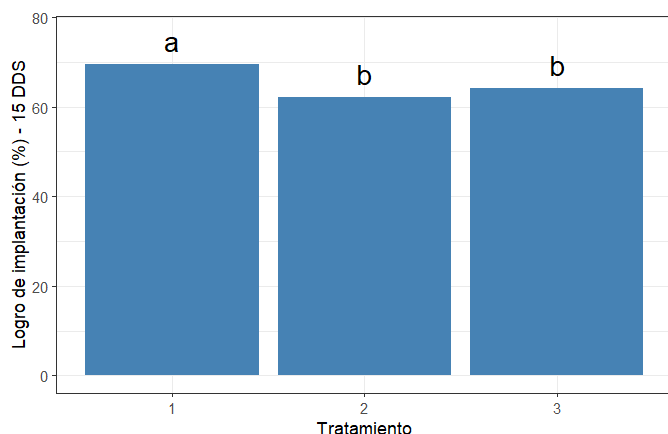




Foto 1: Desarrollo radicular y aéreo a los 60 DDE.

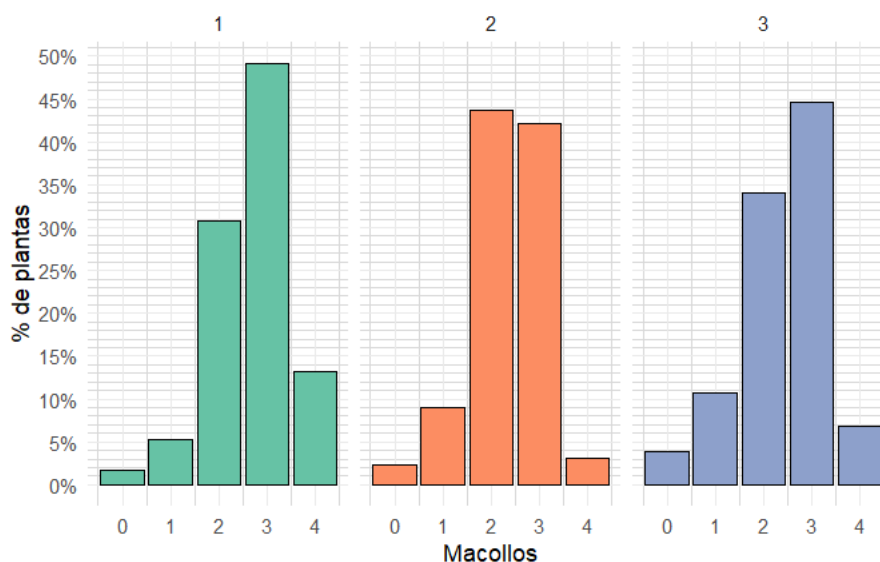
➤ Desarrollo del cultivo

○ Producción de macollos (60 DDE)

El número de macollos por planta se analizó mediante modelos lineales generalizados mixtos (GLMM), probando distribuciones Poisson y Binomial Negativa (adecuadas para datos de conteo) y seleccionando la de mejor ajuste. Las plantas se consideraron submuestras dentro de cada parcela, incorporando la parcela (bloque $\times$ tratamiento) como efecto aleatorio para evitar pseudorreplicación. El análisis a nivel de submuestras permitió evaluar no solo el valor medio sino también la estructura de la población de macollos.

La significancia del efecto tratamiento se evaluó mediante un test global de razón de verosimilitud (LRT). Complementariamente, se analizó la distribución de frecuencias de macollos por planta y la proporción de plantas con bajo (≤ 1 macollos por planta), medio y alto macollaje (≥ 4 macollos por planta).

Distribución de macollos por tratamiento



En los tres casos, la mayor proporción de plantas se concentra entre 2 y 3 macollos, siendo esta la categoría dominante. El tratamiento 1 presenta una leve mayor frecuencia en 3 macollos, mientras que los tratamientos 2 y 3 muestran una distribución algo más equilibrada entre 2 y 3. Los valores extremos (0–1 y 4 macollos) son poco frecuentes en todos los tratamientos, lo que indica una baja proporción de plantas con desarrollo muy limitado o excepcionalmente alto. En conjunto, el gráfico sugiere una respuesta homogénea entre tratamientos, con escasa diferenciación en la estructura del macollaje.

Tabla RESUMEN

id	Tratamiento	Media Nº Mac/PI	CV (%)	n (en 50 cm)	Por metro lineal		
					Plantas	Macollos	Tallos totales
1	Testigo	2,7	29,6	114	57	152	209
2	Biocharg	2,3	34,8	133	67	156	223
3	Testigo comercial BCE	2,4	37,5	103	52	124	175
<i>p-valor</i> =		0,2430			0,1277	0,1434	0,1276
EE =		0,1			5	14	18
Coef Corr (PEARSON) vs REND =		-0,53 (s*)			0,56 (s*)	ns	ns

ns = no se detectaron diferencias significativas entre tratamientos

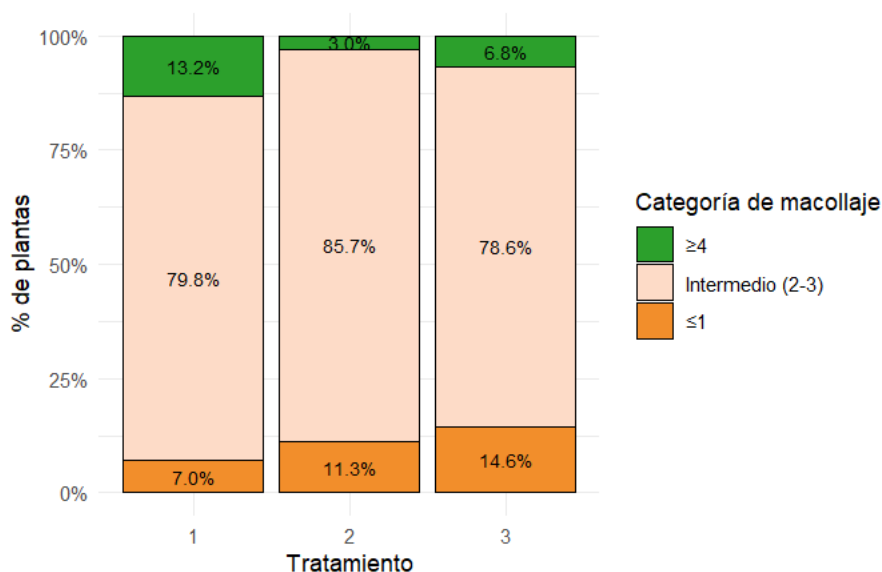
s = existen diferencias significativas entre tratamientos

Medias con una letra común no son significativamente diferentes (**p > 0,05 - *p > 0,10)

Los valores medios de macollos por planta fueron similares entre tratamientos, con variabilidad moderada a alta dentro de parcela.

Test de proporciones

Para evaluar la calidad del macollaje, las plantas fueron clasificadas en tres categorías según el número de macollos: bajo macollaje (≤ 1 macollo), macollaje intermedio (2-3 macollos) y alto macollaje (≥ 4 macollos). Se calculó la proporción de plantas en cada categoría por tratamiento. Las diferencias en la proporción de plantas con alto macollaje entre tratamientos fueron analizadas mediante una prueba de comparación de proporciones (prop.test en R). Adicionalmente, se realizó una prueba de chi-cuadrado de homogeneidad para evaluar la asociación entre el tratamiento y la distribución de las tres categorías de macollaje.



En todos los tratamientos se observaron plantas con alto macollaje (≥ 4 macollos), con proporciones de 13,2% en el tratamiento 1, 3,0% en el tratamiento 2 y 6,8% en el tratamiento 3. El análisis de comparación de proporciones evidenció diferencias estadísticamente significativas entre tratamientos ($\chi^2 = 9,28$, gl = 2,

$p = 0,0096$). Estos resultados indican que, bajo las condiciones del ensayo, existe un efecto del tratamiento sobre la proporción de plantas altamente macolladas.

◊ **Síntesis**

Si bien no se observaron diferencias en el número promedio de macollos por planta entre tratamientos, el análisis de proporciones permitió detectar diferencias en la frecuencia de plantas con alto macollaje ($p = 0,0096$), destacándose el tratamiento 1 con mayor proporción y el tratamiento 2 con los valores más bajos. Esto sugiere que los tratamientos influyen sobre la estructura de la población, particularmente en la proporción de plantas con alto potencial de macollaje, más que sobre el valor medio.



Foto 2: Imagen general del ensayo.

○ Vigor y Cobertura (60 DDE y HB)

id	Tratamiento	VIGOR 60 DDE (Moda) ^o	VIGOR HB (Moda) ^o	Cobertura 60 DDE ^{ns} (%)	Cobertura HB ^{ns} (%)
1	Testigo	3	3	67,91	96,80
2	Biocharg	3	4	73,61	96,45
3	Testigo comercial BCE	4	4	69,56	96,12
	$p =$	-	-	0,1268	0,3126
	EE =	-	-	1,74	0,30
	Coef Corr (PEARSON) vs REND =	ns	ns	ns	-0,54 (s*)

ns = no se detectaron diferencias significativas entre tratamientos

s = existen diferencias significativas entre tratamientos

Medias con una letra común no son significativamente diferentes (**p > 0,05 - *p > 0,10)

°Como recomendación para variables ordinales como esta, no se deben reportar medias aritméticas (que asumen igualdad entre categorías), sino que se sugiere "MODA" o "MODO": categoría más frecuente y medida legítima para variables ordinales. Interpretación: "la mayoría de las plantas bajo el tratamiento X fueron clasificadas con vigor -valor moda-".

○ Índice verde (HB)

id	Tratamiento	SPAD ^{ns}
1	Testigo	44,4
2	Biocharg	45,7
3	Testigo comercial BCE	46,1
	$p =$	0,5624
	EE =	1,1
	Coef Corr (PEARSON) vs REND =	ns

ns = no se detectaron diferencias significativas entre tratamientos

s = existen diferencias significativas entre tratamientos

Medias con una letra común no son significativamente diferentes (**p > 0,05 - *p > 0,10)

➤ Cosecha

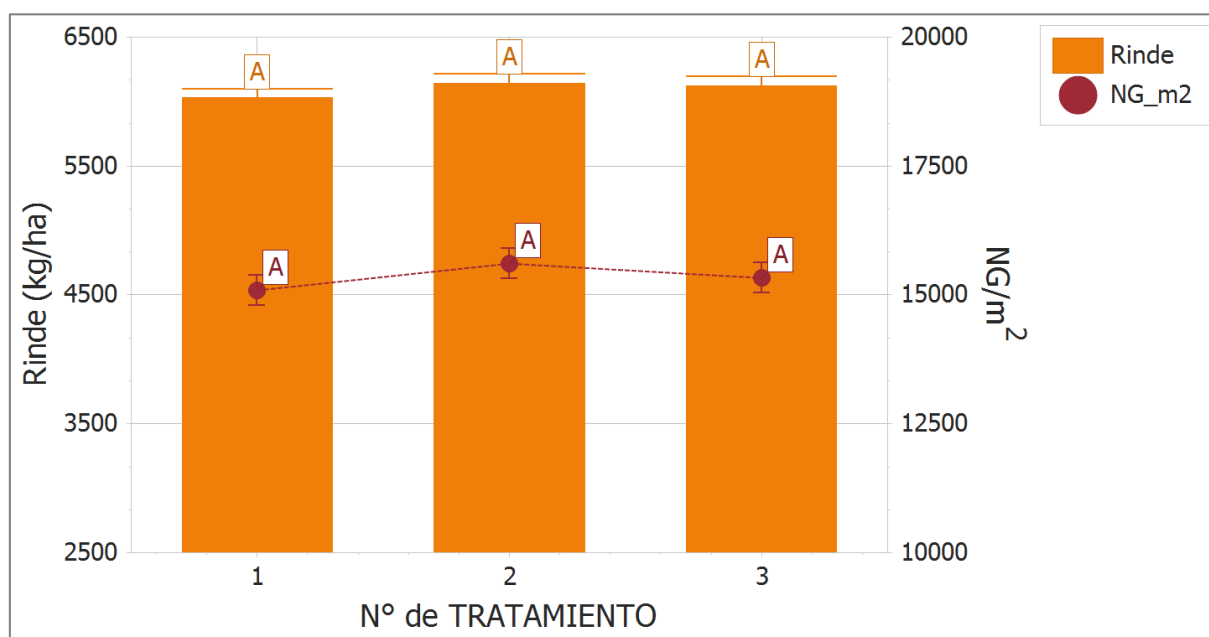
id	Tratamiento	^{ns} NE/m²	^{ns} NG/m²	P1000 ^{ns} (g)	Rinde ^{ns} (kg/ha)	Dif (kg/ha)	Dif (%)
1	Testigo	600	15.085	41,8	6033	-	-
2	Biocharg	585	15.609	41,1	6147	114	2%
3	Testigo comercial BCE	598	15.330	41,1	6128	95	2%
$p =$		0,9323	0,4248	0,6260	0,1255		
EE =		30	294	0,5	68		
Coef Corr (PEARSON) vs REND =		ns	0,78 (s**)	ns			

ns = no se detectaron diferencias significativas entre tratamientos

s = existen diferencias significativas entre tratamientos

Medias con una letra común no son significativamente diferentes (**p > 0,05 - *p > 0,10)

No se detectaron diferencias estadísticas significativas entre los tratamientos para la variable RINDE.



Conclusiones

1. El cultivo se desarrolló en condiciones excepcionales, con lluvias por encima del promedio;
2. Ninguno de los productos aplicados en los tratamientos provocó fitotoxicidad ni ningún otro inconveniente;
3. Mediante el uso de modelos estadísticos, se detectaron efectos significativos de los tratamientos ($**p < 0,05$ - $*p < 0,10$) sobre algunas de las variables analizadas: % logro 15 y 30 DDS;
4. Todas las aplicaciones de **producto** aumentaron los rendimientos, aunque no de forma estadísticamente significativa.



Ing. Agr. Wenceslao A. Tejerina

MAT. N°: 2-0724

Por agro**Estrategias** consultores

ANEXO

Matrices de datos y Procesamiento estadístico

INTRODUCCIÓN³

Muchos de los análisis estadísticos más comúnmente empleados por los investigadores que trabajan en el campo de las ciencias biológicas y agrícolas, como las pruebas t de Student de comparación de medias, el análisis de varianza (ANOVA), las pruebas de comparación múltiple de medias, los análisis de regresión y correlación lineal, entre otros, fueron desarrollados para emplearse en datos que cumplan con una serie de premisas especificadas por el autor de la prueba en cuestión.

Esos análisis se agrupan en los métodos estadísticos paramétricos, los cuales tienen cierta preferencia en su utilización con respecto a los métodos no paramétricos, pues tienen una potencia superior, siempre que el tamaño de muestra sea suficientemente grande y se cumplan las premisas establecidas. La mayoría de los análisis paramétricos (ANOVA y Modelos lineales -ML) requieren de los supuestos de normalidad de los datos, independencia de los errores, aleatorización y homogeneidad de varianzas, cuya comprobación es necesaria para sustentar la validez del análisis. El incumplimiento de algunas de estas premisas conlleva a conclusiones no válidas y errores en el proceso de toma de decisiones. En general se verifica que cuando no hay normalidad, las varianzas tienden a ser heterogéneas, aumentan con las medias.

En los programas estadísticos se pueden encontrar varias opciones para calcular estadísticos descriptivos, realizar los gráficos y las pruebas que permiten verificar el ajuste a las premisas de los métodos paramétricos, como las pruebas de Kolmogorov-Smirnov, Shapiro-Wilk, Lilliefors para la normalidad y de Bartlett, Levene para la homocedasticidad. En caso de su incumplimiento, el investigador debe decidir cómo va a proseguir el análisis y qué pruebas va a utilizar.

¿Cómo deben ser analizados los datos que no cumplen con las premisas de los métodos paramétricos?

Existen varias opciones para trabajar con los datos que no cumplen con las premisas. Pocas variables biológicas muestran un ajuste exacto a la normalidad. En los casos de muestras pequeñas con falta de normalidad y de homocedasticidad, se ha tendido siempre a realizar transformaciones de la escala de los datos que permiten estabilizar la varianza, o a emplear métodos no paramétricos.

Empleo de transformaciones de escala

Las transformaciones de escala constituyen un aspecto importante en la preparación de los datos para su análisis estadístico. Son herramientas que han sido, durante muchos años, comúnmente utilizadas en el análisis de datos cuantitativos para mejorar el ajuste de las variables a la normalidad, lograr la homogeneidad de varianzas o la independencia de errores. Las transformaciones son funciones matemáticas que se aplican a los valores de la variable. Cuando se transforman los datos, se realiza la misma operación matemática para cada observación, y se utilizan los valores transformados para ejecutar la prueba estadística en cuestión; por lo que se comparan las medias transformadas. Después de realizar el análisis estadístico con los datos transformados, no es recomendable presentar las medias, desviaciones estándar, errores estándar y otros estadísticos descriptivos, en las unidades transformadas, debido a que el cambio de escala de la variable puede resultar poco informativo al mostrar los resultados en un gráfico. Se deben retransformar los resultados con el empleo de la función matemática inversa a la empleada en la transformación, para presentar los resultados. Esta opción frente al surgimiento de los modelos lineales generalizados mixtos (GLMM por sus siglas en inglés), resulta ser obsoleta y poco recomendable, con lo cual preferentemente se

³ Extraído de Pérez Pelea, L. (2018). ¿Cómo proceder ante el incumplimiento de las premisas de los métodos paramétricos? o ¿cómo trabajar con variables biológicas no normales? *Revista del Jardín Botánico Nacional*, 39, 1-12. Obtenido de <https://www.jstor.org/stable/26600674>

probarán modelos que contemplen efectos aleatorios y estructuras de dependencia entre las observaciones (matrices de correlación).

Empleo de métodos no paramétricos

Si no se pueden desarrollar los análisis paramétricos se puede recurrir a un método no paramétrico homólogo al paramétrico de interés. Estos métodos asumen menos premisas acerca de la distribución probabilística de la variable de interés, en la población de la cual se tomaron los datos, por lo que se pueden emplear casi siempre, pero son menos potentes que los métodos paramétricos. Son muy útiles cuando se tienen outliers en la distribución, porque generalmente trabajan con rangos, los cuales no son afectados por estos.

COMPROBACIÓN DE LAS PREMISAS DEL ANOVA

El análisis de varianza es sensible a las propiedades estadísticas de los términos de error aleatorio del modelo lineal. Los supuestos tradicionales del ANOVA implican errores independientes, normalmente distribuidos y con varianzas homogéneas para todas las observaciones. Además, para diseños involucrando estructuras de parcelas en bloque se supone que existe aditividad bloque-tratamiento, es decir, los bloques tienen un efecto aditivo sobre todos los tratamientos y no interactúan con estos. La verificación de los supuestos subyacentes se realiza en la práctica a través de los predictores de los términos de error aleatorio que son los residuos aleatorios asociados a cada observación.

Prueba de normalidad → Las hipótesis que se someten a prueba son:

H_0 : los residuos tienen distribución normal versus H_1 : los residuos no tienen distribución normal.

Si la prueba de Shapiro-Wilk (modificado) resulta $p < 0,05$ se rechaza el supuesto de distribución normal.

Homogeneidad de varianzas → Cuando los errores son homocedásticos, haciendo un gráfico de dispersión de residuos versus valores predichos se debe observar una nube de puntos sin patrón alguno (patrón aleatorio). Si el gráfico de dispersión resultara dudoso, puede ejecutarse la Prueba de Levene (Montgomery, 1991) que brindará un resultado más objetivo. Las hipótesis que se someten a prueba son:

$H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_a^2$ versus H_1 : Al menos dos varianzas son distintas

Si esta prueba arroja un valor de $p < 0,05$ implica que se rechaza la hipótesis nula sobre igualdad de varianzas.

ANÁLISIS DE CORRELACIÓN

Este tipo de análisis supone que se tienen dos o más variables aleatorias relevadas sobre cada una de las unidades experimentales. El interés es obtener una medida de la magnitud (y dirección) de la asociación o covariación de cada par de variables. Los resultados se presentan como una matriz con las siguientes características: 1) El número de filas es igual al número de columnas e igual al número de variables seleccionadas; 2) Los elementos de la diagonal principal son todos iguales a 1 ya que representan la correlación de una variable con si misma; 3) Por debajo de la diagonal principal y en la posición i,j se encuentra el coeficiente de correlación entre la i -ésima y j -ésima variables de la lista; 4) Por encima de la diagonal principal y en la posición j,i se encuentra la probabilidad asociada a la prueba de hipótesis de correlación nula entre la j -ésima y i -ésima variables de la lista.

En este informe se brinda el valor del coeficiente de correlación de Pearson que es una medida de la magnitud de la asociación lineal entre dos variables que no depende de las unidades de medida de las variables originales. El coeficiente de correlación muestral representa la covarianza de los valores muestrales estandarizados. Asume valores en el intervalo $[-1;1]$ y el signo indica la dirección de la asociación (valores negativos se producen cuando la tendencia promedio indica que, si un valor en el par observado es más grande que su media, el otro valor es más pequeño que su media).

Implantación

Matriz de datos de Stand y logro → Se adjunta en libro de campo

Para **stand de plantas**, se ajustó un modelo lineal generalizado mixto (GLMM) con distribución Poisson (o Binomial negativa) y función de enlace logarítmica, adecuado para variables de conteo. En este modelo, **Tratamiento (TRAT)** y **Bloque (BLOQUE)** se consideraron como efectos fijos y aleatorios, respectivamente. Este enfoque permite modelar adecuadamente la naturaleza discreta de la variable respuesta, controlar la sobre-dispersión potencial y obtener estimaciones insesgadas de los efectos de tratamiento.

Para **logro de implantación** se ajustó un **modelo lineal generalizado mixto con distribución binomial** y enlace logit. El modelo incluyó efectos fijos de tratamientos (TRAT) y aleatorios de bloques (BLOQUE). Esto indica que la variable stand fue tratada como una **proporción o probabilidad de éxito** (por ejemplo, porcentaje de plantas logradas). Este tipo de modelo es adecuado cuando la respuesta representa **fracciones entre 0 y 1**, o conteos de éxitos sobre un total conocido (en este ensayo, 320 semillas colocadas por metro cuadrado).

15 DDS

STAND

El modelo Poisson evidenció sobredispersión, con un valor aproximado de $\phi = 2,08$ lo que indica que la variabilidad observada excede la esperada bajo esta distribución. La comparación mediante AIC indicó:

- Poisson: AIC = 124,71
- Binomial negativa: AIC = 122,84

Por lo tanto, se seleccionó el modelo de Binomial negativa, que presenta mejor ajuste a los datos.

```
> Anova(m_stand, type = 3)
```

Analysis of Deviance Table (Type III Wald chisquare tests)

Response: Stand15

	Chisq	Df	Pr(>Chisq)
(Intercept)	5787.488	1	<2e-16 ***
Tratamiento	2.586	2	0.2744

Con un límite de detección (alfa) = 0,05 → no existen diferencias estadísticas significativas entre tratamientos.

Diagnóstico del modelo

El análisis de residuos mostró:

- Residuos simulados con distribución uniforme ($p = 0,999$) → buen ajuste
- No se evidencian patrones sistemáticos → correcta especificación
- El chequeo predictivo posterior indica que los valores observados se encuentran dentro del rango predicho por el modelo → buena capacidad predictiva

En conjunto, estos resultados indican que el modelo describe adecuadamente la estructura de los datos.

LOGRO

```
> Anova(m_logro, type = 3)
```

Analysis of Deviance Table (Type III Wald chi-square tests)

```
Response: cbind(Stand15, No_logradas)
              Chisq Df Pr(>Chisq)
(Intercept) 23.602  1  1.184e-06 ***
Tratamiento 15.742  2  0.0003816 ***
```

Con un límite de detección (alfa) = 0,05 → existen diferencias estadísticas significativas entre tratamientos.

```
> tabla_logro
  Tratamiento Logro .group
1             1  69.5      a
3             3  64.2      b
2             2  62.1      b
```

Diagnóstico del modelo

El análisis de residuos indicó:

- Residuos simulados con distribución uniforme ($p = 0,811$) → buen ajuste
- Ausencia de patrones sistemáticos → correcta especificación

En conjunto, el modelo describe adecuadamente la estructura de los datos.

30 DDS

STAND

El modelo Poisson evidenció sobredispersión, con un valor aproximado de $\phi = 4,06$ lo que indica que la variabilidad observada excede la esperada bajo esta distribución. La comparación mediante AIC indicó:

- Poisson: AIC = 142,13
- Binomial negativa: AIC = 127,62

Por lo tanto, se seleccionó el modelo de Binomial negativa, que presenta mejor ajuste a los datos.

```
> Anova(m_stand, type = 3)
Analysis of Deviance Table (Type III Wald chi-square tests)
```

```
Response: stand
              Chisq Df Pr(>Chisq)
(Intercept) 5655.106  1  <2e-16 ***
Tratamiento   1.454  2    0.4834
```

Con un límite de detección (alfa) = 0,05 → no existen diferencias estadísticas significativas entre tratamientos.

Diagnóstico del modelo

El análisis de residuos mostró:

- Residuos simulados con distribución uniforme ($p = 0,974$) → buen ajuste

En conjunto, estos resultados indican que el modelo describe adecuadamente la variabilidad.

LOGRO

```
> Anova(m_logro, type = 3)
Analysis of Deviance Table (Type III Wald chi-square tests)
```

```
Response: cbind(stand, No_logradas)
              Chisq Df Pr(>Chisq)
```

```
(Intercept) 23.958 1 9.847e-07 ***
Tratamiento 24.596 2 4.560e-06 ***
```

Con un límite de detección (alfa) = 0,05 → existen diferencias estadísticas significativas entre tratamientos.

> `tabla_logro`

Tratamiento	Logro	.group
3	77.4	a
2	70.9	b
1	69.0	b

Diagnóstico del modelo

El análisis de residuos indicó:

- Distribución uniforme de residuos simulados ($p = 0,530$)
- Ausencia de patrones sistemáticos

Por lo tanto, el modelo describe adecuadamente los datos.

Macollaje

Matriz de datos n° de macollos → Se adjunta en libro de campo

Se evaluó la presencia de sobredispersión mediante el test correspondiente. El estadístico de dispersión obtenido ($\phi = 0,29$) indicó ausencia de sobredispersión y, por el contrario, evidenció una leve subdispersión ($\phi < 1$), lo cual sugiere una variabilidad menor a la esperada bajo el modelo Poisson. No obstante, dado que la subdispersión no compromete la validez de las inferencias en este contexto y que el modelo Poisson mostró un ajuste adecuado, se lo seleccionó como modelo final. En caso de haberse detectado sobredispersión, se habría optado por un modelo binomial negativo, más flexible frente a variabilidad extra-Poisson.

> `Anova(modelo, type = 3)`

Analysis of Deviance Table (Type III Wald chi-square tests)

Response: Macollos

	Chisq	Df	Pr(>Chisq)
(Intercept)	292.4562	1	<2e-16 ***
TRAT	2.8296	2	0.243

No se detectaron diferencias significativas entre tratamientos en el número de macollos por planta ($\chi^2 = 2,83$; gl = 2; $p = 0,2430$).

> `print(prop_test)`

3-sample test for equality of proportions without continuity correction

data: `tabla_prop_test$n` out of `tabla_prop_test$total`

X-squared = 9.2818, df = 2, p-value = 0.009649

alternative hypothesis: two.sided

sample estimates:

prop 1	prop 2	prop 3
0.13157895	0.03007519	0.06796117

Modelos lineales Mixtos

Variable = PL_mL

Resumen del modelo

N	AIC	BIC	LogLike	Sigma	R ²
12	81.29	82.28	-35.64	8.83	0.32

AIC y BIC: cuanto menor, mejor es el modelo.

Tabla ANAVA (Marginal - Tipo III)

Fuente	GLNum	GLDen	F	p-valor
(Intercept)	1	6	236.18	<0.0001
TRAT	2	6	2.96	0.1277

Variable = MAC_mL

Resumen del modelo

N	AIC	BIC	LogLike	Sigma	R ²
12	98.03	99.01	-44.01	21.45	0.27

AIC y BIC: cuanto menor, mejor es el modelo.

Tabla ANAVA (Marginal - Tipo III)

Fuente	GLNum	GLDen	F	p-valor
(Intercept)	1	6	189.04	<0.0001
TRAT	2	6	2.73	0.1434

Variable = TT_mL

Resumen del modelo

N	AIC	BIC	LogLike	Sigma	R ²
12	103.27	104.26	-46.64	28.45	0.28

AIC y BIC: cuanto menor, mejor es el modelo.

Tabla ANAVA (Marginal - Tipo III)

Fuente	GLNum	GLDen	F	p-valor
(Intercept)	1	6	201.42	<0.0001
TRAT	2	6	2.96	0.1276

Con un límite de detección (alfa) = 0,05 → NO existen diferencias estadísticas significativas entre tratamientos para las variables analizadas en este apartado.

Diagnóstico de supuestos para la aplicación de modelos que asumen DISTRIBUCIÓN NORMAL

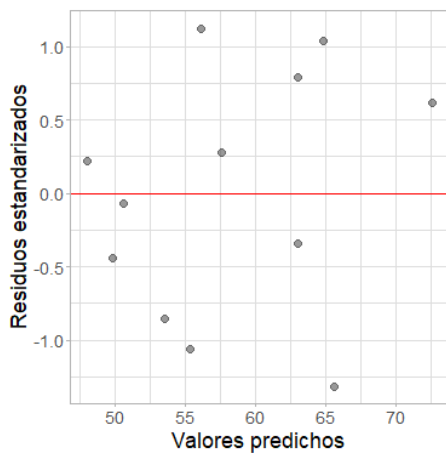
Prueba de Shapiro-Wilks

Prueba de normalidad

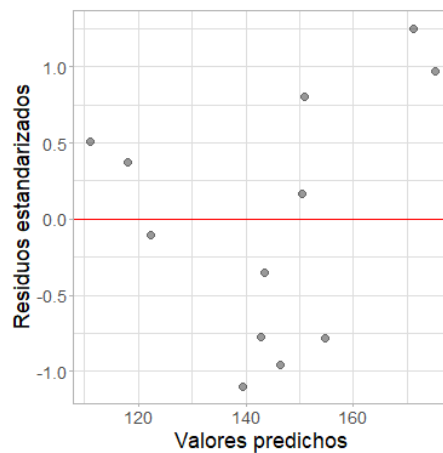
Variable	n	Estadístico	p-valor
ReS_PL_mL	12	0.95	0.7054
ReS_MAC_mL	12	0.94	0.5370
ReS_TT_mL	12	0.92	0.2844

$p > 0,05 \rightarrow$ no se rechaza el supuesto de distribución normal de los errores.

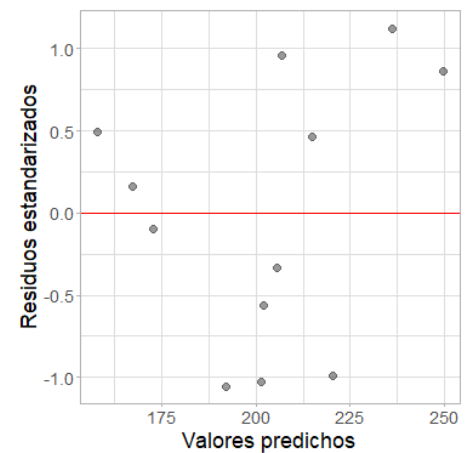
HOMOCEDASTICIDAD



Residuos vs Predichos. PLMAC_ml



Residuos vs Predichos. MAC_ml



Residuos vs Predichos. TT_ml

No existe patrón alguno en la distribución de los errores.

VIGOR y COBERTURA

Matriz de datos de Vigor y Cobertura → Se adjunta en libro de campo

Modelos lineales Mixtos

Variable = COB60

Resumen del modelo

N	AIC	BIC	LogLike	Sigma	R ²
12	62.09	63.08	-26.05	3.40	0.39

AIC y BIC: cuanto menor, mejor es el modelo.

Tabla ANAVA (Marginal - Tipo III)

Fuente	GLNum	GLDen	F	p-valor
(Intercept)	1	6	4560.46	<0.0001
TRAT	2	6	2.97	0.1268

Variable = COB_HB

Resumen del modelo

N	AIC	BIC	LogLike	Sigma	R ²
12	30.20	31.19	-10.10	0.56	0.22

AIC y BIC: cuanto menor, mejor es el modelo.

Tabla ANAVA (Marginal - Tipo III)

Fuente	GLNum	GLDen	F	p-valor
(Intercept)	1	6	268185.35	<0.0001
TRAT	2	6	1.42	0.3126

Con un límite de detección (alfa) = 0,05 → no existen diferencias estadísticas significativas entre tratamientos para COB.

Diagnóstico de supuestos para la aplicación de modelos que asumen DISTRIBUCIÓN NORMAL

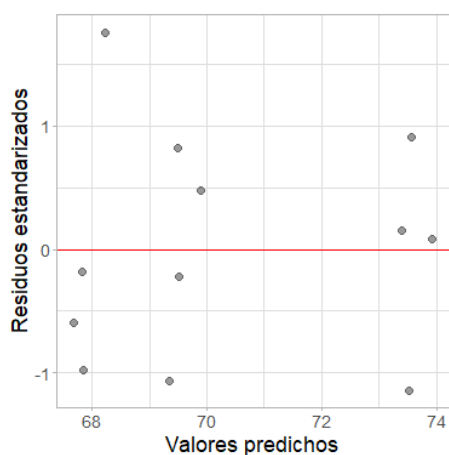
Prueba de Shapiro-Wilks

Prueba de normalidad

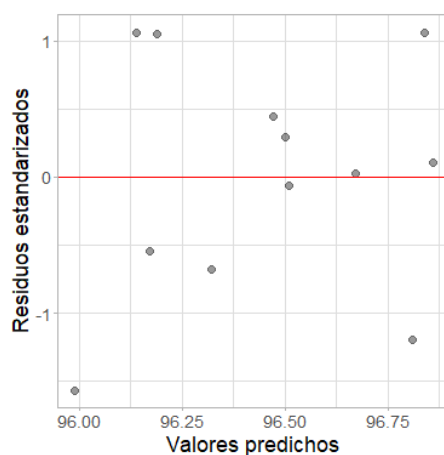
Variable	n	Estadístico	p-valor
ReS_COB60	12	0.95	0.7090
ReS_COB_HB	12	0.94	0.4517

$p > 0,05 \rightarrow$ no se rechaza el supuesto de distribución normal de los errores.

HOMOCEDASTICIDAD



Residuos vs Predichos. COB60



Residuos vs Predichos. COBHB

No existe patrón alguno en la distribución de los errores.

Índice verde

Matriz de datos de SPAD → Se adjunta en libro de campo

Modelos lineales Mixtos

Se ajustó un modelo lineal mixto para evaluar las diferencias entre tratamientos, considerando el diseño experimental DBCA con pseudorréplicas. Se incluyó como efecto aleatorio la unidad experimental (TRAT_BL) y se modeló la no independencia de las pseudorréplicas mediante una estructura de **correlación simetría compuesta** entre plantas dentro de cada unidad experimental.

Variable = SPADHB

Resumen del modelo

N	AIC	BIC	LogLike	Sigma	R ²
60	280.74	290.96	-135.37	2.11	0.06

AIC y BIC: cuanto menor, mejor es el modelo.

Tabla ANAVA (Marginal - Tipo III)

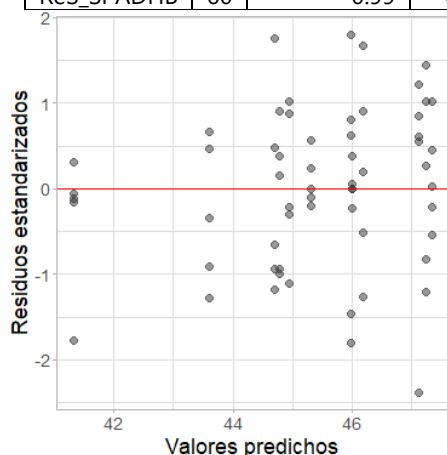
Fuente	GLNum	GLDen	F	p-valor
(Intercept)	1	48	5397.13	<0.0001
TRAT	2	9	0.61	0.5624

Con un límite de detección (alfa) = 0,05 → no existen diferencias significativas entre tratamientos.

Diagnóstico de supuestos para la aplicación de modelos que asumen DISTRIBUCIÓN NORMAL

Prueba de normalidad

Variable	n	Estadístico	p-valor
ReS_SPADHB	60	0.99	0.6772



Residuos vs Predichos. SPADHB

COSECHA

Matriz de datos de número de espigas y número de granos por m², peso de mil granos y rendimiento → Se adjunta en libro de campo

Modelos lineales Mixtos

Variable = NE_m2

Resumen del modelo

N	AIC	BIC	LogLike	Sigma	R ²
12	113.54	114.53	-51.77	60.35	0.01

AIC y BIC: cuanto menor, mejor es el modelo.

Tabla ANAVA (Marginal - Tipo III)

Fuente	GLNum	GLDen	F	p-valor
(Intercept)	1	6	1147.56	<0.0001
TRAT	2	6	0.07	0.9323

Variable = NG_m2

Resumen del modelo

N	AIC	BIC	LogLike	Sigma	R ²
12	154.15	155.13	-72.07	526.58	0.15

AIC y BIC: cuanto menor, mejor es el modelo.

Tabla ANAVA (Marginal - Tipo III)

Fuente	GLNum	GLDen	F	p-valor
(Intercept)	1	6	5871.27	<0.0001
TRAT	2	6	0.99	0.4248

Variable = P1000

Resumen del modelo

N	AIC	BIC	LogLike	Sigma	R ²
12	41.08	42.06	-15.54	1.08	0.10

AIC y BIC: cuanto menor, mejor es el modelo.

Tabla ANAVA (Marginal - Tipo III)

Fuente	GLNum	GLDen	F	p-valor
(Intercept)	1	6	17572.24	<0.0001
TRAT	2	6	0.51	0.6260

Variable = REND

Resumen del modelo

N	AIC	BIC	LogLike	Sigma	R ²
12	123.01	123.99	-56.50	70.57	0.15

AIC y BIC: cuanto menor, mejor es el modelo.

Tabla ANAVA (Marginal - Tipo III)

Fuente	GLNum	GLDen	F	p-valor
(Intercept)	1	6	9649.19	<0.0001
TRAT	2	6	2.99	0.1255

Con un límite de detección (alfa) = 0,05 → no existen diferencias estadísticas significativas entre tratamientos para las variables analizadas en este apartado.

Diagnóstico de supuestos para la aplicación de modelos que asumen DISTRIBUCIÓN NORMAL

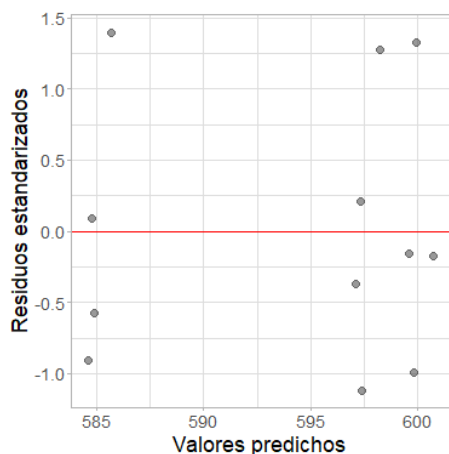
Prueba de Shapiro-Wilks

Prueba de normalidad

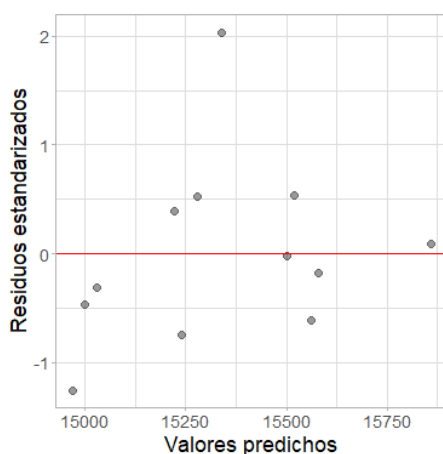
Variable	n	Estadístico	p-valor
ReS_NE_m2	12	0.89	0.1221
ReS_NG_m2	12	0.93	0.3415
ReS_P1000	12	0.93	0.4356
ReS_REND	12	0.95	0.6419

$P > 0,05 \rightarrow$ no se rechaza el supuesto de distribución normal de los errores.

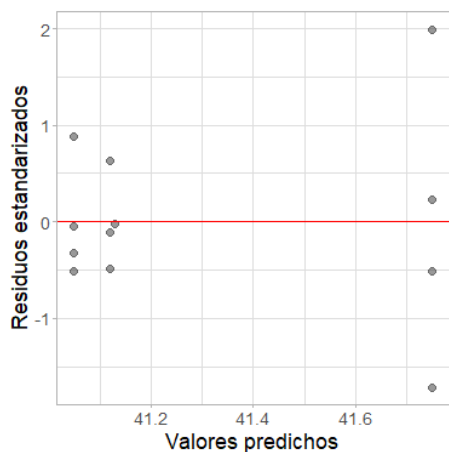
HOMOCEDASTICIDAD



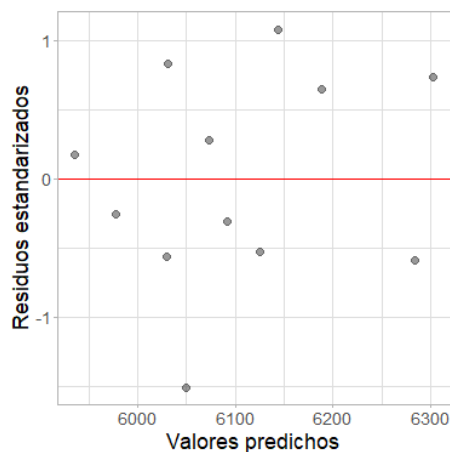
Residuos vs Predichos. NE_m2



Residuos vs Predichos. NG_m2



Residuos vs Predichos. P1000



Residuos vs Predichos. REND

No existe patrón alguno en la distribución de los errores.

ANÁLISIS DE CORRELACIÓN

Pearson - Matriz de correlación - N =12

	X	Y	Correlación	p-valor	n
1	REND	stand15	-0.51	0.0936	12
2	REND	logro15	-0.50	0.0949	12
3	REND	stand30	-0.19	0.5559	12
4	REND	logro30	-0.19	0.5518	12
5	REND	PL_mL	0.56	0.0605	12
6	REND	MAC_mL	-0.22	0.4893	12
7	REND	TT_mL	0.22	0.4903	12
8	REND	MAC_PL	-0.53	0.0783	12
9	REND	VIGOR60	-0.09	0.7842	12
10	REND	VIGORHB	-0.06	0.8435	12
11	REND	COB60	0.08	0.8095	12
12	REND	COB_HB	-0.54	0.0686	12
13	REND	SPADHB	-0.30	0.3496	12
14	REND	NE_m2	-0.11	0.7340	12
15	REND	NG_m2	0.78	0.0030	12
16	REND	P1000	-0.29	0.3666	12