



Métodos estadísticos y su aplicación en las investigaciones científicas

Magaly Herrera Villafranca^{1*}, Yolaine Medina Mesa¹, Mildrey Torres Martínez¹, Yaneily García Ávila¹, Saraí Gómez Camacho¹

¹Instituto de Ciencia Animal, Carretera Central, km. 47 ½. San José de las Lajas. Mayabeque. Cuba. CP: 32 700. magalyherreravillafranca66@gmail.com*, yolainemedina91@gmail.com, mildretm91@gmail.com, yaneily@nauta.cu, sgomez@ica.edu.cu

Magaly Herrera Villafranca, Yolaine Medina Mesa, Mildrey Torres Martínez, Yaneily García Ávila, Saraí Gómez Camacho. *Métodos estadísticos y su aplicación en las investigaciones científicas*. En Fidel Avila Ramos, Sergio Martínez González. 2023. *Análisis de Investigaciones Agroforestales, Veterinarias y en Estadística*. Abanico Académico-Amate Editorial. México. Pp. 81-93. ISBN: 978-607-59961-5-8. <http://dx.doi.org/10.21929/abavet2023.27>

Introducción

La Estadística es una de las ramas de la Matemática de mayor universalidad, ya que en su devenir histórico muchos de sus métodos se han desarrollado para resolver situaciones específicas en diferentes esferas del conocimiento y la ciencia. Son diversos los métodos estadísticos que se emplean para dar respuesta a los estudios de investigación; sin embargo, se necesita conocer cuál o cuáles métodos se deben emplear para el análisis de los datos. La estadística ha tenido un desarrollo importante en el tiempo, en consecuencia, las aplicaciones de las distintas técnicas se han incrementado en las diversas investigaciones; sin embargo, existe un uso y abuso de éstas, y en tal sentido se emplean de manera inadecuada, lo que provoca sesgos en las estimaciones a la hora de interpretar los resultados. El uso de la estadística en las investigaciones científicas resulta una herramienta importante en el análisis de datos para obtener conclusiones precisas y certeras de cada estudio en particular. Su empleo adecuado dependerá de cómo se seleccione el método o los métodos para cumplir con los objetivos propuestos. En el presente trabajo se reseñarán los Métodos estadísticos de mayor aplicación en las investigaciones científicas.

Diseño experimental

El diseño de experimento es una etapa de planeación detallada donde los investigadores necesitan tener en cuenta diferentes elementos estadísticos para llegar a los resultados correctos. Para el diseño y análisis de un experimento se debe conocer claramente el problema objeto de estudio, poseer un amplio conocimiento del material experimental a usar, así como, conocer las posibilidades existentes para la selección de los datos. Además, de direccionar e interpretar adecuadamente los resultados que se obtienen. Estos se asocian a diferentes modelos de análisis de varianza, por lo que resulta importante seleccionar el más adecuado, a partir de tener en cuenta las diferentes fuentes de variación incorporadas durante el desarrollo de la investigación.



Análisis de varianza clásico

El análisis de varianza paramétrico (ANOVA) es un procedimiento que permite descomponer la variabilidad de la variable dependiente en dos o más efectos, cada uno de los cuales se puede atribuir a una fuente identificable. El ANOVA se utiliza para decidir si las diferencias detectadas en los datos, para la variable dependiente, se pueden atribuir con el margen de error correspondiente al nivel de significación (α) o error tipo. En la mayoría de los análisis paramétricos se requiere del cumplimiento del supuesto de normalidad, homogeneidad de varianza, independencia de los errores y aditividad de los efectos, su comprobación es necesaria para sustentar la validez del análisis. La verificación de los supuestos se realiza en la práctica a través de los términos de error aleatorio que son los residuos aleatorios asociados a cada observación. El incumplimiento de alguno de estos supuestos lleva a conclusiones erróneas, lo que trae consigo resultados falsos en los experimentos que al replicarse en los sistemas de producción ocasionan pérdidas económicas debido a errores en el proceso de toma de decisiones.

Supuestos teóricos del análisis de varianza paramétrico

El análisis de varianza paramétrico es el método estadístico más difundido en el análisis de datos, desarrollado por Fisher en la década de los años 20 del pasado siglo. Para su empleo es necesario el cumplimiento de algunas premisas como es el caso de la normalidad de los residuos y la homogeneidad de la varianza. La falta de normalidad es un problema que afecta especialmente la estimación de la varianza del modelo y no se obtienen intervalos de confianza precisos del error experimental. Entre las dójimas (pruebas) con mayor aplicación se encuentran la de Shapiro-Wilks y Kolmogorov-Smirnov. En cuanto a la homogeneidad de varianzas este supuesto se relaciona con los residuos de los tratamientos, y ofrece una visión general de la posible igualdad entre ellos. Las pruebas más empleadas para su análisis son las de Levene, Bartlett, Hartley, entre otras. Dichos autores señalan que la de Levene es más robusta ante la falta de normalidad. En este sentido, cuando se incumplen algunos de estos supuestos se proponen otros métodos estadísticos que sirven como alternativas de análisis para lograr mejores estimaciones en los resultados.

Alternativas estadísticas ante el incumplimiento de los supuestos teóricos

Transformaciones de datos

Se ha señalado que cuando no se cumplen los supuestos de normalidad u homogeneidad de varianzas una de las opciones que han realizado diferentes investigadores es aplicar transformaciones, donde el objetivo es cambiar la métrica de la variable original por una medida en otra escala. Existen diferentes transformaciones que se emplean con este fin entre estas se encuentran: la raíz cuadrada, el logaritmo natural, las angulares, Box Cox, entre otras. Las transformaciones de datos se utilizan con frecuencia en el Análisis de Varianza, siendo una alternativa, siempre que sean bien empleadas, pues en diferentes estudios se ha detectado un uso innecesario de las mismas sin que se tenga en cuenta



el cumplimiento de los supuestos teóricos, antes y después de aplicadas, en este último análisis estos no se verifican.

Análisis de varianza no paramétrico

Los Métodos estadísticos no paramétricos presentaron un desarrollo acelerado en la década de los años 50 en las ciencias de la conducta, sociales y médicas, no así en las ciencias agrícolas. Sin embargo, en muchas ocasiones los investigadores desconocen que pueden ser una alternativa muy importante ante el incumplimiento de los supuestos teóricos del ANOVA clásico y cuando los tamaños de muestras son pequeños.

Las pruebas no paramétricas se basan en un modelo que especifica sólo condiciones muy generales y ninguna acerca de la forma de la distribución de los datos de donde se obtiene la muestra. Ciertos supuestos se asocian con la mayoría de las pruebas no paramétricas, como es el caso de: que las observaciones son independientes y quizás que la variable en estudio sea continua; sin embargo, estos supuestos son menores y más débiles comparados con las pruebas paramétricas.

ANOVA no paramétrico Kruskal-Wallis

Esta prueba estadística, al igual que el análisis de varianza de una vía, permite realizar pruebas post-hoc (la prueba de Dunn) cuando se rechaza la hipótesis nula de igualdad de medias en los grupos considerados. Además, generalmente no son demasiado sensibles a suposiciones iniciales y pueden utilizarse para datos ordinales y cualitativos, así como para grupos muy pequeños de datos continuos, para los que las pruebas de normalidad no resultan concluyentes.

ANOVA no paramétrico de Friedman

Esta prueba es una extensión de la prueba de Wilcoxon para incluir datos registrados en más de dos periodos de tiempo o grupos de tres o más sujetos pareados, con un sujeto de cada grupo que ha sido asignado aleatoriamente a una de las tres o más condiciones. Además, examina los rangos de los datos generados en cada periodo de tiempo para determinar si las variables comparten la misma distribución continua de su origen.

El empleo de estas alternativas de análisis se ha utilizado para resolver inconvenientes del ANOVA clásico; sin embargo, existen otros métodos estadísticos para variables que incumplen los supuestos teóricos, para datos desbalanceados y los cuales se ajustan a una matriz de varianza covarianza. Cabe señalar que al igual que los métodos clásicos para su empleo se deben cumplir algunas suposiciones.

Análisis de varianza unifactorial con medida repetida en el tiempo

El análisis de varianza (ANOVA) univariado es el más usado en el análisis de los diseños de medidas repetidas, asumiendo que el factor intrasujeto es fijo y los sujetos aleatorios. Éste requiere satisfacer los supuestos de normalidad, independencia y esfericidad. El primero requiere que las observaciones de cada unidad de análisis sean extraídas de una



población con distribución normal multivariada, el segundo supone la independencia entre las observaciones correspondientes a los distintos sujetos y el tercero implica la igualdad de varianzas de las diferencias entre los tratamientos; es decir, la matriz de covarianzas debe tener igual varianza de diferencia entre todos los pares de puntuaciones.

Los procedimientos clásicos, como el análisis de varianza univariado (ANOVA) y el análisis de varianza multivariado (MANOVA), evitan el problema de la correlación y no lo afrontan de forma directa. Cuando no se toma en consideración la estructura de la covarianza entre las medidas repetidas se corre el riesgo de obtener conclusiones incorrectas de los análisis estadísticos. Se ha informado que al efectuar mediciones repetidas en la misma unidad experimental implica que no es posible aleatorizar el factor tiempo; por lo tanto, los datos resultantes guardan estrecha relación y se presume que estén autocorrelacionados, en consecuencia, se viola el supuesto de independencia de errores.

Supuestos estadísticos para el análisis de varianza con medidas repetidas

Prueba de correlación de Pearson

Las mediciones sobre la misma unidad experimental tienden a estar relacionadas. Aquellas mediciones adyacentes en tiempo se encuentran altamente correlacionadas con respecto a las mediciones en tiempos distanciados. Además, las varianzas también cambian en el tiempo, por lo que, para un conjunto de datos con estas características, un modelo estadístico clásico no es recomendable debido a que se estarían violando los supuestos de independencia e igualdad de varianzas de los errores aleatorios y por consiguiente las estimaciones de los parámetros obtenidas a partir de este no son válidas.

Prueba de Esfericidad de Mauchly

En las ciencias agropecuarias se ha identificado que la prueba de Mauchly es la más utilizada en este tipo de análisis, no así la de Bartlett. Se plantea que cuando se realizan experimentos en el que se mide sobre la misma unidad experimental es más conveniente la prueba de Mauchly. Sin embargo, una de las limitaciones que presenta la estimación de esta prueba es que cuando la cantidad de variable es mayor que el número de individuos la prueba es inconsistente y por ende no se logra una estimación adecuada.

Tanto la prueba de esfericidad de Bartlett como la de Mauchly son importantes para el análisis de los supuestos de los modelos con medidas repetidas sobre la misma unidad experimental. La primera parte de la hipótesis nula de que la matriz de coeficientes de correlación es una matriz identidad y evalúa si existe correlación entre los tiempos de muestreo, la segunda, se utiliza para comprobar la probabilidad de ocurrencia del error de tipo I y para su control se ajustan los grados de libertad mediante el ϵ de Huynh-Feldt por ser menos conservadora que su homóloga Greenhouse-Geisser.



Prueba de Huynh-Feldt

Se han propuesto estrategias secuenciales, la cual para un diseño de medidas repetidas unifactorial se aplicará teniendo en cuenta varios criterios, si el estadístico F del ANOVA es no significativo, se detiene el análisis, ya que cualquier procedimiento de ajuste de los grados de libertad llevaría al mismo resultado. Si dicho estadístico es significativo se comienza el ajuste a partir del límite inferior de ε , si con este ajuste resulta significativo se detiene el proceso y se rechaza la hipótesis nula, cualquier otro ajuste conduciría al mismo resultado. Y por último si F es significativo sin ajustar, pero no lo es con el ajuste a partir del límite inferior, entonces se debería proceder a la estimación de ε por algún otro procedimiento. Para eliminar todos estos inconvenientes se desarrollaron los Modelos Lineales Generalizados.

Modelo lineal generalizado

Este tipo de método fue propuesto por Nelder y Wedderburn en 1972 donde agruparon diferentes modelos estadísticos, los que dieron a conocer como lineales generalizados (MLGnz), que constituyen una extensión de los lineales generales clásicos (MLG), dicha propuesta es aplicable a diferentes distribuciones de datos como la Normal, Poisson, Binomial, entre otras. Varios autores plantean que un MLGnz está definido por dos componentes específicos. La respuesta debe ser un miembro de la distribución de la familia exponencial y la función de enlace describe de qué forma se relacionan la media de la respuesta y una combinación lineal de los predictores. La distribución de Y de la familia exponencial es de la forma:

$$F(y|\theta;\phi) = \exp \left[\frac{y\theta - b(\theta)}{a(\phi)} + c(y, \phi) \right]$$

Donde:

θ : se conoce como el parámetro canónico y representa la localización

ϕ : es el parámetro de dispersión o de la escala

a, b y c son funciones conocidas

Modelos mixtos

Los modelos mixtos son una propuesta de modelación estadística avanzada, que permiten mejorar la calidad del análisis de los factores fijos y aleatorios, al modelar la variabilidad aleatoria y la correlación de los errores. Son muy útiles en el análisis de datos desbalanceados o con algún tipo de estructura jerárquica. Por tanto, permiten estimar la variabilidad entre grupos y la de los efectos anidados dentro de grupos.



Modelos lineal generalizados mixtos

En la época actual, existe la necesidad de poseer sólidos conocimientos en el uso de las herramientas estadísticas como es el Modelo Lineal Generalizado Mixto, pues posibilita estudiar datos correlacionados y no requiere del cumplimiento de los supuestos teóricos de los modelos clásicos. Algunos autores informan que estos modelos resultan una alternativa eficiente en el análisis de las investigaciones científicas.

El procedimiento estadístico con modelos mixtos permite analizar de manera correcta y eficiente los datos de experimentos con medidas repetidas, a través del modelaje de la estructura de la matriz de varianzas - covarianzas que consideren las correlaciones entre medidas repetidas y la presencia de varianzas heterogéneas para realizar inferencias más precisas.

Estructuras de varianza-covarianza

La estructura de covarianza representa las varianzas a partir de tiempos individuales y la correlación entre medidas en diferentes tiempos sobre la misma unidad experimental. En cualquier análisis estadístico factorial se controla la variabilidad entre tratamientos y dentro de tratamientos (error aleatorio), sin tomar en consideración la covarianza entre mediciones dentro de la misma unidad experimental. En este sentido la estructura de la matriz de covarianza más adecuada se selecciona previamente mediante los criterios estadísticos como el Akaike (AIC) y el Bayesiano (BIC).

Criterios estadísticos de información para la selección de modelos con medidas repetidas

Usar la metodología del modelo mixto en el contexto longitudinal, implica tener que elegir modelos alternativos para explicar la variabilidad observada en los datos del modo más sencillo posible. Aunque no existe unanimidad acerca de cuál es la mejor forma de seleccionar el modelo óptimo, herramientas tales como los criterios de información y la prueba de razón de verosimilitud se usan con frecuencia. Entre los criterios con mayor aplicación se destacan información Akaike (AIC), Acaike Corregido (AICC) y Bayesiano de Schwarz (BIC).

Criterio de información akaike

Este criterio fue desarrollado por Akaike en 1980 como una alternativa para comparar modelos, y el cual lo definió como Criterio de Información de Akaike. Este método permite determinar con qué eficiencia los modelos se ajustan a los datos y lo definen como:

$$AIC = -2 (\ln \text{verosimilitud} - k)$$

Donde:

ln: logarítmico neperiano.

k: número de parámetros



Criterio de información akaike corregido

Se plantea que el criterio de AIC resulta inestable cuando el tamaño de la muestra es relativamente pequeño; es decir, cuando este tiene menor cantidad de observaciones. En este sentido, algunos autores realizaron una corrección de segundo orden del término para incrementar la influencia del número de puntos experimentales en el criterio, con el objetivo de resolver esta deficiencia, su fórmula es la siguiente:

Donde:

AIC: Criterio de información Akaike

N: Tamaño de muestra

k: número de parámetros

Criterio de información bayesiano de Schwarz

La estadística bayesiana surge precisamente del teorema de Bayes. Este permite, en caso de conocer la probabilidad de que ocurra un suceso, modificar su valor cuando se dispone de nueva información. Los métodos bayesianos constituyen una alternativa a la estadística tradicional, que se basa en el contraste de hipótesis, su expresión es la siguiente:

$$BIC = G - gl * \ln N$$

Donde:

G= cociente de verosimilitud

gl= grados de libertad

N= tamaño de la muestra

Todos estos criterios se utilizan para seleccionar la estructura de varianza covarianza de mejor ajuste a los datos. Para realizar un análisis sobre el tipo de métodos estadísticos en la actividad de investigación se muestra un estudio de caso.

Estudio de caso

En las investigaciones científicas resulta importante la selección adecuada del método estadístico de mejor estimación, donde los estadísticos de variabilidad que se obtengan presenten los menores resultados y den una respuesta correcta.

Procedimiento experimental. Se tomaron los resultados de un experimento desarrollado por el departamento de rumiantes del Instituto de Ciencia Animal, relacionado con la medición de la producción de gas *in vitro* de diferentes tratamientos, un control, dos dietas experimentales con empleo de levaduras, con crema e hidrolizadas. El estudio tuvo como objetivo evaluar la eficiencia de estos en la producción animal. Las mediciones se realizaron sobre la misma unidad experimental en diferentes horarios: 3, 6, 9, 12, 16, 20, 24 con cinco repeticiones en cada uno.



La eficiencia de los métodos estadísticos se realizará a partir de diferentes tipos de análisis. En primer lugar, se evaluará los supuestos teóricos del ANOVA, homogeneidad de varianza por la prueba de Levene, y normalidad de los residuos por Shapiro-Wilk. Se calculará la correlación de Pearson para conocer si existe asociación importante entre los horarios de muestreos. También se analizará el supuesto de esfericidad teniendo en cuenta el estadístico de Mauchly en el caso de que se demuestre su incumplimiento se ajustarán los grados de libertad mediante el ϵ .

Al evaluar los supuestos teóricos del ANOVA clásico Tabla 1, se observó el incumplimiento de ambos supuestos. En cuanto al de la homogeneidad de varianza se informa que, en la medida que se incrementa el tiempo mayor es la varianza, por ende, no hay homogeneidad.

Tabla 1. Supuestos teóricos del ANOVA clásico.

Supuestos	Décimas	Homogeneidad de varianza Levene (p)	Normalidad de los errores Shapiro-Wilk (p)
PG		0,0305	0,0037

La Tabla 2 muestra valores de correlación superiores a 0,6, esto indica que en la medida que aumentaron los horarios de muestreos, estos se encontraron por encima del 0,8. Cuando la variable dependiente se mide repetidamente en diferentes momentos de tiempo puede suceder que las correlaciones entre los pares de puntuaciones cercanas en el tiempo sean mayores que entre las lejanas, disminuyendo según las medidas se alejen en la serie.

Al analizar el estadístico de Mauchly (Tabla 3) se observó que el valor de probabilidad fue inferior a 0.05 lo que evidencia que la matriz de varianza covarianza no es esférica, por lo que fue necesario realizar la corrección de los grados de libertad mediante el ϵ , los resultados mostraron que sus valores se alejaron de 1, por lo que corrobora el incumplimiento de dicho supuesto (Tabla 4).

Tabla 2. Análisis de la correlación de Pearson.

Horarios	3	6	9	12	16	20	24
3	1						
6	0,75	1					
9	0,85	0,95	1				



12	0,62	0,84	0,83	1			
16	0,76	0,79	0,86	0,95	1		
20	0,68	0,82	0,85	0,96	0,98	1	
24	0,77	0,78	0,85	0,88	0,97	0,97	1

En esta misma tabla se evidenció que el ajuste de los grados de libertad muestra que la variabilidad atribuida por los horarios, como al término de error y que estos aportaron de manera significativa a la variable producción de gas.

Tabla 3. Prueba de Mauchly para la variable producción de gas *in vitro*.

Efecto inter sujetos	W de Mauchly	Aprox. Chi- cuadrado	gl	Sig.	Épsilon ^b		
					Greenhouse- Geisser	Huynh- Feldt	Límite inferior
Horas	,000	92,350	20	,000	,376	,453	,167

Al incumplirse los supuestos teóricos del ANOVA, es incorrecto realizar un análisis de varianza clásico por lo que se debe realizar un modelo estadístico donde se logren mejores estimaciones y donde los errores estándar sean más pequeños. En este sentido, lo más conveniente es aplicar un Modelo Lineal Generalizado Mixto. El análisis se realizó teniendo en cuenta el procedimiento propuesto.

Se utilizó el programa Proc GLIMMIX del SAS, se consideró como efectos fijos: tratamiento, hora y la interacción tratamiento por hora y como efecto aleatorio el intercepto y se anidó repetición dentro de tratamiento. Sin embargo, se debe conocer la función de enlace de mejor ajuste a la variable producción de gas *in vitro*, para lo cual es necesario probar las estructuras de varianza y covarianza Toeplitz (Toep), componente de varianza (CV), simetría compuesta (CS), autorregresiva de orden 1 (AR [1]) y no estructurada (UN). Para seleccionar el modelo con la matriz de covarianza de mejor ajuste, se utilizaron los criterios de información [Akaike (AIC), Akaike corregido (AICC), Bayesiano (BIC)] y se consideró el valor más pequeño. En este análisis se observó que dicha variable se ajustó a la estructura de covarianza Toep. Además, se comprobó la distribución de los datos y la de mejor ajuste fue la Gamma con función de enlace (log).

Tabla 4. Ajuste de los grados de libertad para la variable producción de gas *in vitro*.

Origen	Tipo III de suma de cuadrados	gl	Cuadrático promedio	F	Sig.
--------	-------------------------------------	----	------------------------	---	------



Horas	Esfericidad asumida	417392,945	6	69565,49	498,40	,000
	Greenhouse-Geisser	417392,95	2,26	184781,04	498,40	,000
	Huynh-Feldt	417392,95	2,72	153709,10	498,40	,000
	Límite inferior	417392,95	1,00	417392,95	498,40	,000
Error(Horas)	Esfericidad asumida	11724,49	84	139,58		
	Greenhouse-Geisser	11724,49	31,62	370,75		
	Huynh-Feldt	11724,49	38,02	308,40		
	Límite inferior	11724,4	14,00	837,46		

Los criterios de información que se evaluaron (Tabla 6) evidenciaron los valores más pequeños con las estructuras Toep, UN y CV; sin embargo, se seleccionó la Toep se plantean que las observaciones registradas desde un mismo sujeto, además de estar gradual y positivamente correlacionadas, presentan una matriz de varianzas-covarianzas entre las medidas repetidas que tiene una estructura Toeplitz, lo que indica que las puntuaciones más próximas presentan una correlación más elevada.

Tabla 5. Criterios de bondad de ajuste para las estructuras de varianza covarianza.

Estructuras	Criterios de información			
	Verosimilitud	AIC	AICC	BIC
	d -2 log			
Toep	851,12	897,12	910,75	913,40
UN	851,12	897,12	910,75	913,40
CV	851,12	897,12	910,75	913,40
CS	851,12	899,12	914,12	916,11
Ar(1)	851,12	899,12	914,12	916,11

**Tabla 6. Criterios de bondad de ajuste para las estructuras de varianza covarianza.**

Estructuras	Criterios de información			
	Verosimilitu	AIC	AICC	BIC
	d -2 log			
Toep	851,12	897,12	910,75	913,40
UN	851,12	897,12	910,75	913,40
CV	851,12	897,12	910,75	913,40
CS	851,12	899,12	914,12	916,11
Ar(1)	851,12	899,12	914,12	916,11

En la Tabla 7 se muestran los resultados de la interacción del tratamiento por horario, esta fue no significativa, por lo que se reportan los efectos principales, cuyos valores de probabilidad fueron menores que 0.05. En el análisis se observó que en los tratamientos donde se empleó la levadura en crema e hidrolizada, tuvieron un comportamiento similar y fueron las que expresaron mayor producción de gas *in vitro* con respecto al control (Tabla 8).

Tabla 7. Resultados de la tabla de Análisis de Varianza del Modelo Lineal Generalizado Mixto.

Effect	Numerador (gl)	Denominador (gl)	Valor F	Valor p
tto	2	12	20,17	0,0001
hora	6	72	527,59	<, 0001
tto*hor a	12	72	1,02	0,4398

Tabla 8. Resultados de las medias de tratamientos para la variable producción de gas *in vitro*.

Variable	Ttos Control	Crema de Levadura	Hidrolizado Levadura	EE(±) Signif.
PG	4,61 ^b (100,42)	4,87 ^a (130,35)	5,00 ^a (148,79)	0,06 p<0,0001

() Media transformada según la función de enlace log.

En el análisis se observó diferencias significativas entre los horarios de muestreo $p < 0,0001$. Se apreció un incremento de la producción de gas *in vitro*, la mayor se alcanzó a las 24 h y la menor fue al inicio de la fermentación.

**Tabla 9. Resultados de la producción gas *in vitro*, según los horarios de muestreos.**

Horas Variable	3	6	9	12	16	20	24	EE(±) Signif.
PG	3,84 ^g (46,59)	4,37 ^f (78,98)	4,64 ^e (103,23)	5,01 ^d (149,60)	5,16 ^c (173,68)	5,33 ^b (205,54)	5,45 ^a (231,83)	0,04 p<0,000 1

() Media transformada según la función de enlace log.

Conclusiones

Existen diversos métodos estadísticos para el análisis de las investigaciones científicas. Sin embargo, hay estudios donde los datos no cumplen con los supuestos requeridos para un análisis clásico, por lo que se hace necesario del empleo de otras alternativas estadísticas que resultan eficaz para lograr resultados más precisos y con mejores estimaciones.

Referencias

- Babinec, F.J. (2012). Métodos estadísticos en genética básica y aplicada: por qué cómo y cuánto. *Journal of Basic & Applied Genetics*, 23(2), 8-18.
<http://www.scielo.org.ar/pdf/bag/v23n2/v23n2a02.pdf>
- Barrios, R., Sila, R. (2019). Pertinencia de uso del análisis estadístico de medida repetida en la investigación agrícola. *Agronomía Tropical*, 69, 9-17.
<https://doi.org/10.5281/zenodo.5523598>
- Barrios, Y. D., Guerrero, Z. E., Zambrano, D. F., Ponce, H. X. (2022). Statistical analysis when the assumptions of parametric tests are not met, in the context of physical culture research: *Revista universidad y sociedad*, 14(S1), 591-600. ISSN: 2218-3620
- Berlanga, V., Rubio, M. J. (2012). Clasificación de pruebas no paramétricas. Cómo aplicarlas en SPSS. REIRE. *Revista d'Innovació i Recerca en Educació*, 5(2), 101-113 <https://doi.org/10.1344/reire2012.5.2528>
- Buzan, B., Lawson, G. (2015). The global transformation. history, modernity and the making of international relations. Cambridge: Cambridge University Press: *Estudios sociales contemporáneos*, 14, 156-158. <https://bdigital.uncu.edu.ar/8610>
- Dicovski, L. M., Pedroza, M. E. (2017). General and mixed linear models in the characterization of the qualification variable, agroindustrial engineering, uni-north. *Nexo Revista Científica*, 30(2), 84-95. ISSN: 1995-9516



- Gómez, S., Torres, V., García, Y., Herrera, M., Medina, Y., Rodríguez, R. (2019). Statistical procedure for the analysis of experiments with repeated measures over time in the agricultural and livestock field. *Cuban Journal of Agricultural Science*, 53(4), 1-8. ISSN 0864-0408 versión On-line ISSN 2079-3480
- Greenhouse S, Geisser S. 1959. On methods in the analysis of profile data. *Psychometrika*, 32(3), 95-112. <https://doi.org/10.1007/BF02289823>
- Gutiérrez, H. V. R. (2012). Análisis y diseño de experimentos. 3rd Ed. Ed. Mc Graw-Hill Latinoamericana Editores S.A de C.V, México D.F., México. ISBN: 978-607-15-0725-9
- Hernández, J., García, X., García, J. J., Muñoz, H. J., Velarde, J. C., Olvera, E. H. (2016). Factores de proporción y ecuaciones de diámetro normal a partir del tocón para *Pinus greggii* Engelm. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 7(35), 7-18. <https://www.scielo.org.mx/pdf/remcf/v7n35/2007-1132-remcf-7-35-00007-en.pdf>
- Herrera, M., Medina, Y., Guerra, W., Sarduy, L., García Hernández, Y., Torres, V., Fraga, L. (2017). Comparison of mixed and fixed effects in the analysis of a split plot design in an experiment with Guinea Mombaza (*Megathyrus maximus* cv. Mombaza). *Cuban Journal of Agricultural Science*, 51(3), 285-291. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=653768173008>
- Hurvish, C. M., Tsai, C. L. (1989). Regression and time series model selection in small samples, *Biometrika*, 76, 297-307. <https://www.stat.berkeley.edu/~binyu/summer08/Hurvich.AICc.pdf>
- Huyhn, H., Feldt, L. S. (1970). Conditions under which mean square ratios in repeated measures designs have exact F-distributions. *Journal of the American Statistical Association*. 65, 182-189. doi:10.1080/01621459.1970.10481187
- Jaccard, J., Ackerman, L. (1985). Repeated measures analysis of means in clinical research. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 53, 426-428. doi.org/10.1037/0022-006X.53.3.426
- Melo, O., López, L. A., Melo, S. E. (2020). Diseño de Experimentos: métodos y plicaciones. Universidad Nacional de Colombia.