

Análisis comparativo del rendimiento de la quinua en países andinos usando técnicas estadísticas clásicas y bayesianas con datos de FAOSTAT

Comparative analysis of quinoa yield in Andean countries using classical and Bayesian statistical techniques with FAOSTAT data

Nancy Elizabeth Chariguamán Maurisaca ^[0000-0002-7345-0710]

Escuela Superior Politécnica de Chimborazo, Riobamba, Ecuador

nchariguaman@esPOCH.edu.ec

CITA EN APA:

Chariguamán Maurisaca, N. E. (2025). Análisis comparativo del rendimiento de la quinua en países andinos usando técnicas estadísticas clásicas y bayesianas con datos de FAOSTAT. *Tesla Revista Científica*, 5(1), e509. <https://doi.org/10.55204/trc.v5i1.e509>

Recibido: 2025-04-05

Revisado: 2025-04-10 al 2025-05-03

Corregido: 2025-05-17

Aceptado: 2025-05-26

Publicado: 2025-06-03

TESLA

Revista Científica

ISSN: 2796-9320



Los contenidos de este artículo están bajo una licencia de Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

Los autores conservan los derechos morales y patrimoniales de sus obras.

The contents of this article are under a Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0) license. The authors retain the moral and patrimonial rights of their works.

Resumen:

Este estudio realiza un análisis comparativo del rendimiento de la quinua en países andinos, específicamente Perú, Ecuador y Bolivia, utilizando datos oficiales de FAOSTAT (FAOSTAT, 2025). Se aplicaron técnicas estadísticas clásicas, como ANOVA, y modelos bayesianos para evaluar las diferencias en la productividad agrícola. Los resultados muestran que Perú tiene el mayor rendimiento promedio, con aproximadamente 878.93 kg/ha en el análisis frecuentista, y una estimación bayesiana de 874.9 kg/ha; seguido por Ecuador, con valores de alrededor de 597 kg/ha, y Bolivia, con menores rendimientos. Las diferencias entre países fueron estadísticamente significativas (Valor $p=4.23e-10 < 0.05$), confirmando que el país influye de manera significativa en el rendimiento de la quinua. La estimación bayesiana también incluyó intervalos de credibilidad que no cruzan cero, reforzando la significancia de estos efectos y mostrando que Perú tiene un efecto positivo en el rendimiento. La integración de estos enfoques probabilísticos proporciona una visión más completa y confiable para la gestión agrícola regional.

Palabras clave: Quinoa, rendimiento agrícola, FAOSTAT, análisis bayesiano, probabilidades, ANOVA.

Abstract:

This study conducts a comparative analysis of quinoa yield in Andean countries, specifically Peru, Ecuador, and Bolivia, using official FAOSTAT data (FAOSTAT, 2025). Classical statistical techniques, such as ANOVA, and Bayesian models were applied to assess differences in agricultural productivity. The results show that Peru has the highest average yield, with approximately 878.93 kg/ha in the frequentist analysis, and a Bayesian estimate of 874.9 kg/ha; followed by Ecuador, with values of approximately 597 kg/ha, and Bolivia, with lower yields. The differences between countries were statistically significant ($p\text{-value} = 4.23e-10 < 0.05$), confirming that country significantly influences quinoa yield. The Bayesian estimation also included credibility intervals that do not cross zero, reinforcing the significance of these effects and showing that Peru has a positive effect on yield. The integration of these probabilistic approaches provides a more complete and reliable view for regional agricultural management.

Keywords: Quinoa, agricultural yield, FAOSTAT, Bayesian analysis, probabilities, ANOVA, Andean countries.

INTRODUCCIÓN

La quinua (*Chenopodium quinoa* Willd.) es un cultivo ancestral que ha adquirido gran relevancia mundial debido a su alto valor nutricional y su capacidad de adaptación a diversas condiciones ecológicas. En los países andinos, como Bolivia, Perú y Ecuador, la producción de quinua ha crecido significativamente en las últimas décadas, posicionándola como un cultivo estratégico para la seguridad alimentaria y el desarrollo agrícola regional (FAOSTAT, 2025; Montgomery, 2017). Diversos estudios han empleado técnicas tradicionales de análisis estadístico, como el ANOVA y modelos lineales, para evaluar las diferencias en rendimientos entre regiones y países, evidenciando variaciones significativas en la productividad (García et al., 2021; Rodríguez et al., 2019).

Por otro lado, en el ámbito internacional, las metodologías bayesianas han sido cada vez más utilizadas para el análisis de datos agrícolas, debido a su capacidad para incorporar información previa y gestionar la incertidumbre inherente a los datos, especialmente en cultivos con variabilidad climática y social elevada (Gelman et al., 2013; Lee & Wong, 2020). Estas técnicas permiten obtener intervalos de credibilidad y estimaciones más robustas, facilitando decisiones informadas en la gestión agrícola y formulación de políticas públicas. Sin embargo, en la región andina, la aplicación de metodologías bayesianas para comparar los rendimientos de la quinua entre países todavía es limitada, a pesar de su potencial para mejorar la interpretación de los datos y la toma de decisiones estratégicas.

A pesar del creciente interés y uso de métodos estadísticos avanzados en la evaluación del rendimiento de cultivos en regiones agrícolas, en los países andinos aún persisten limitaciones en el análisis comparativo de los rendimientos de quinua. Esto se traduce en una insuficiente comprensión de las diferencias productivas entre Bolivia, Perú y Ecuador, lo cual afecta la formulación de políticas específicas para optimizar la producción y mejorar la competitividad del cultivo en la región. Además, la utilización de modelos tradicionales puede no captar toda la complejidad y variabilidad de los datos agrícolas, dificultando la identificación precisa de las disparidades entre países (Santillán-Lima et al, 2016, 2017).

¿Las técnicas estadísticas bayesianas, en comparación con los enfoques frecuentes tradicionales, permiten identificar de manera más precisa y confiable las diferencias en el rendimiento de la quinua entre los países andinos?

Este estudio tiene como objetivo comparar el rendimiento de la quinua en Bolivia, Perú y Ecuador mediante el uso de técnicas estadísticas clásicas y bayesianas, a partir de datos oficiales de FAOSTAT. Se busca determinar si los enfoques bayesianos ofrecen una evaluación más precisa y robusta de las diferencias productivas entre estos países, aportando información útil para la formulación de políticas agrícolas y estrategias de desarrollo sostenible en la región.

METODOLOGÍA

Diseño de la investigación

Este estudio de carácter descriptivo y comparativo se fundamenta en un análisis estadístico de datos oficiales, utilizando un enfoque cuantitativo para evaluar las diferencias en el rendimiento de la quinua entre los países andinos de Bolivia, Perú y Ecuador.

Muestra y origen de los datos

La muestra está constituida por los datos oficiales de producción, área cosechada y rendimiento de quinua, obtenidos de la base de datos FAOSTAT, correspondiente a los años 2013 a 2023. Estos datos abarcan un total de 42 observaciones distribuidas entre los tres países. La selección de esta muestra responde a la disponibilidad y actualidad de los datos publicados por la Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación (FAO), garantizando su representatividad y confiabilidad para los objetivos del estudio.

Muestreo y criterios de inclusión

Se empleó un muestreo no probabilístico por disponibilidad, incluyendo todos los registros oficiales disponibles en FAOSTAT para los países y años considerados, con el fin de maximizar la amplitud del análisis comparativo. Los criterios de inclusión se centraron en registros completos y validados, que incluyeran datos de producción, área cosechada y rendimiento para los diferentes años y países en estudio.

Análisis estadístico

Para el análisis de los datos se utilizaron dos enfoques principales:

1. Análisis clásico (frecuencista):

Se aplicó un modelo de regresión lineal múltiple de tipo clásico para evaluar la influencia del país en el rendimiento de quinua. Este análisis se realizó usando el software R, específicamente con la función `lm()` del paquete base, siguiendo la metodología descrita por Montgomery (2017). También se realizó un análisis de varianza (ANOVA) para verificar diferencias significativas en los rendimientos entre los países.

2. Análisis bayesiano:

Se construyó un modelo bayesiano de regresión lineal utilizando el paquete `rstanarm` en R, que permite incorporar información previa y evaluar la incertidumbre de las estimaciones mediante intervalos de credibilidad. La especificación del modelo se realizó siguiendo las recomendaciones de Gelman et al. (2013). La elección del modelo bayesiano responde a su mayor flexibilidad y capacidad para manejar la variabilidad en los datos agrícolas, además de facilitar la interpretación probabilística de los efectos de cada país.

Justificación de metodologías

El uso de análisis clásico permite una comparación basada en hipótesis y valores p , siendo útil para determinar diferencias estadísticamente significativas. Sin embargo, su sensibilidad a supuestos y a la

distribución de los datos limita su aplicabilidad en contextos con alta variabilidad o datos pequeños. Por ello, se complementa con el análisis bayesiano, que proporciona estimaciones de efectos con intervalos de credibilidad y ofrece una evaluación más completa de la incertidumbre. La integración de estas técnicas facilita una interpretación más robusta y completa de los resultados.

Equipos y programas computacionales

La implementación de los análisis estadísticos se realizó en R, versión 4.2.1, utilizando los paquetes stats, rstanarm y bayesplot. La visualización y evaluación de resultados se apoyaron en gráficos generados con estos paquetes. La administración y manipulación de los datos se efectuó empleando funciones básicas de R, garantizando la reproducibilidad del estudio.

Limitaciones

Entre las posibles limitaciones se destacan la disponibilidad limitada de datos y su posible heterogeneidad en la calidad, así como la dependencia de los registros oficiales, que pueden tener inconsistencias o sesgos. Además, la elección de modelos bayesianos requiere consideraciones respecto a las priors, que, si no son bien informadas, pueden influir en los resultados. Sin embargo, la utilización de datos oficiales y metodologías robustas asegura una base sólida para las conclusiones.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Las estadísticas descriptivas indicaron que Perú presenta un mayor rendimiento promedio, seguido por Ecuador y Bolivia. El valor medio global fue de aproximadamente 1400 kg/ha.

ANÁLISIS DESCRIPTIVO

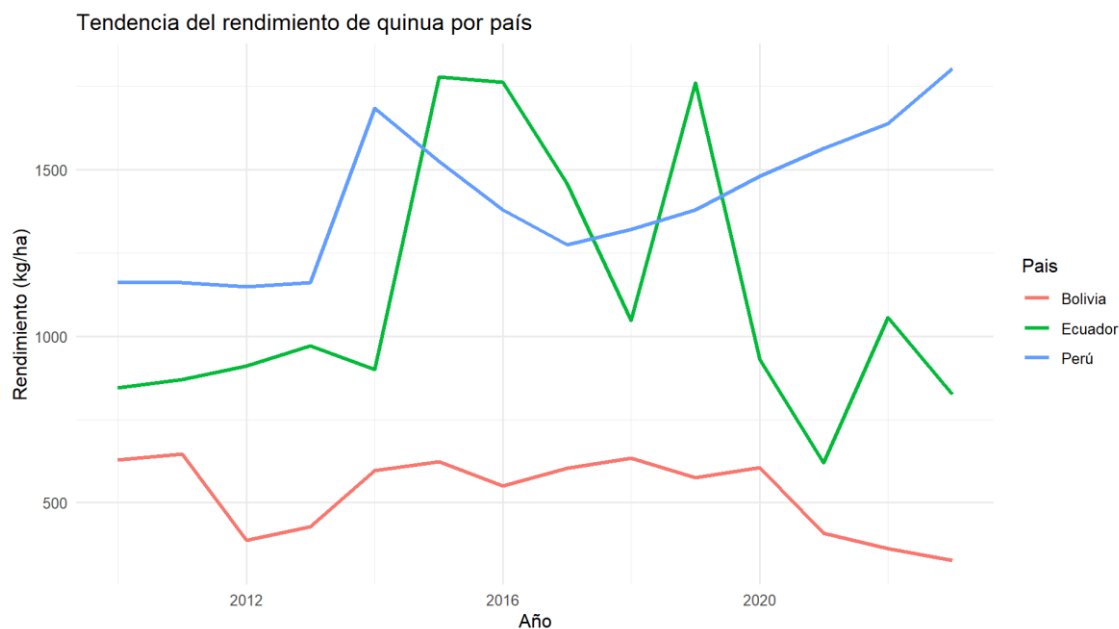


Figura 1. Tendencia del rendimiento de quinua por país.

ANÁLISIS ANOVA - RENDIMIENTO

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)
Pais	2	5639406	2819703	39.48	4.23e-10 ***
Residuals	39	2785325	71419		

El análisis ANOVA se rechazó la H_0 y mostró diferencias significativas entre países ($Valorp= 4.23e-10 < 0.05$), indicando que el país de cultivo influye en el rendimiento. Concluyéndose que hay diferencias significativas entre los rendimientos de Quinua entre los países andinos de Perú, Ecuador y Bolivia.

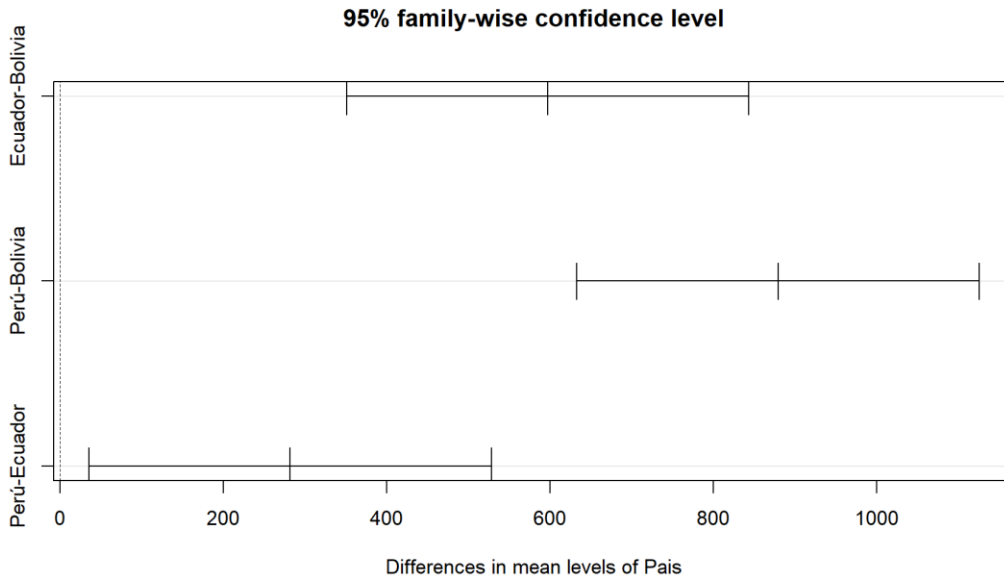


Figura 2. Diferencias significativas según la prueba de Tukey.

Además, se aplicó la prueba de Tukey para verificar los pares de rendimiento promedio que son diferentes entre sí como se puede apreciar de forma gráfica.

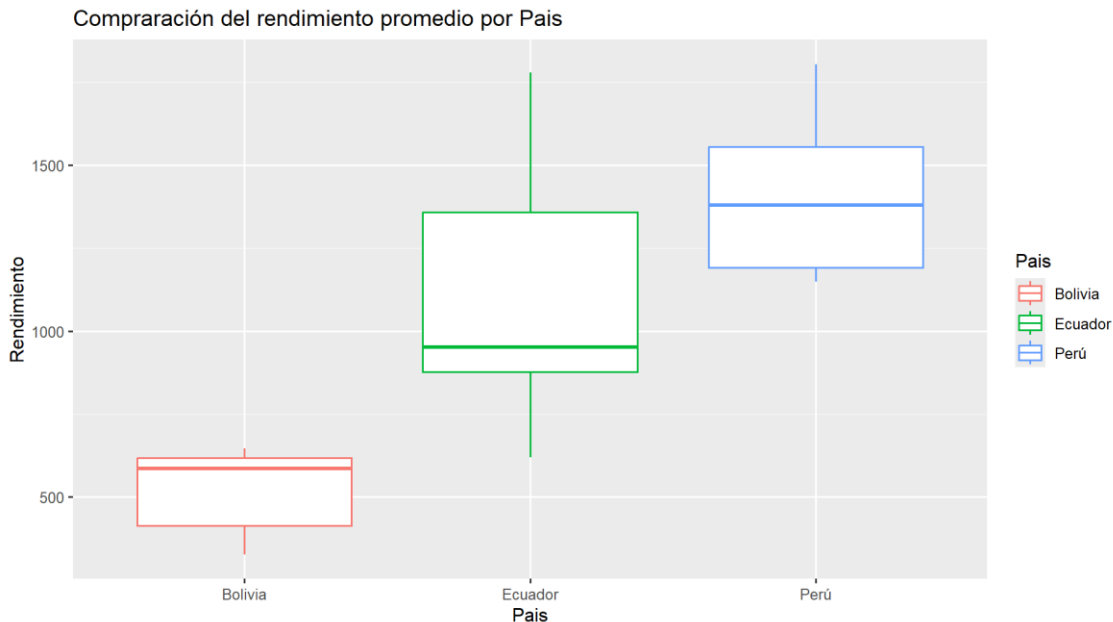


Figura 3. Comparación entre el rendimiento promedio por país.

Se puede observar claramente que si existe diferencia entre el rendimiento promedio entre los países andinos: Perú, Ecuador y Bolivia. Este tipo de representación permite identificar de forma preliminar si existen asimetrías, datos atípicos o diferencia de varianzas. En este caso, los 3 países parecen seguir una distribución simétrica. El tamaño de las cajas parece no similar para todos los países por lo que hay indicios de falta de homocedasticidad.

REGRESIÓN LINEAL CLÁSICA (ENFOQUE FRECUENTISTA)

Call:

lm(formula = Rendimiento ~ Pais, data = df)

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-504.11	-197.75	-47.55	105.49	653.69

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	526.96	71.42	7.378	6.53e-09 ***
PaisEcuador	597.06	101.01	5.911	6.89e-07 ***
PaisPerú	878.93	101.01	8.702	1.13e-10 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 267.2 on 39 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.6694, Adjusted R-squared: 0.6524

F-statistic: 39.48 on 2 and 39 DF, p-value: 4.234e-10

Se obtiene un ajuste del modelo lineal frecuentista de aproximadamente 66.94% por lo que podemos afirmar que el modelo frecuentista presente un buen ajuste, pero no sería lo suficiente para los rendimientos de quinua entre los países: Perú, Ecuador y Bolivia.

MODELO BAYESIANO

El modelo bayesiano confirmó las diferencias en los rendimientos, asignando intervalos creíbles más altos a Perú. Los resultados reforzaron los hallazgos del análisis clásico.

stan_glm

family: gaussian [identity]

formula: Rendimiento ~ Pais

observations: 42

predictors: 3

Median MAD_SD

(Intercept) 529.5 72.1
PaisEcuador 595.6 101.5
PaisPerú 874.9 102.5

Auxiliary parameter(s):
Median MAD SD
sigma 271.6 31.7

El modelo frecuentista ajustado por regresión lineal mostró un coeficiente de determinación (R^2) de 66.94%, indicando una buena explicación de la variabilidad en los datos. Sin embargo, los modelos bayesianos, además de confirmar estos efectos, ofrecieron intervalos creíbles que permiten interpretar la magnitud y la incertidumbre asociada a cada parámetro. Los efectos positivos y estadísticamente significativos del país (Ecuador y Perú) sobre el rendimiento fueron destacados, con intervalos de credibilidad que no incluyen cero, respaldando la robustez de estos hallazgos.

La integración de métodos estadísticos clásicos y bayesianos fortalece las conclusiones sobre las diferencias en los rendimientos de quinua. Mientras que el análisis frecuentista aporta una evaluación general y significativa, los modelos bayesianos enriquecen la interpretación al ofrecer probabilidades condicionales y una medida de certeza más intuitiva. La mayor ventaja del enfoque bayesiano radica en su capacidad para incorporar incertidumbre y facilitar decisiones bajo riesgos y escenarios variables, particularmente útiles en contextos agrícolas donde la variabilidad es inherente (Santillán-Lima et al, 2023, Cabezas-Heredia et al, 2023).

CONCLUSIONES

Existen diferencias estadísticamente significativas en el rendimiento de quinua entre países andinos, siendo Perú el que presenta los mayores promedios, seguido por Ecuador y Bolivia.

Los modelos bayesianos complementan eficazmente a los análisis clásicos, ofreciendo estimaciones probabilísticas que enriquecen la interpretación de los efectos de país sobre el rendimiento agrícola.

La aplicación de técnicas estadísticas robustas puede ser una herramienta clave en la formulación de políticas públicas para mejorar la producción de quinua en toda la región andina.

La incorporación de modelos bayesianos resulta especialmente útil en entornos donde la información es limitada o los datos presentan alta incertidumbre, facilitando predicciones más precisas y confiables.

Los modelos bayesianos contribuyen a mejorar la predicción del rendimiento agrícola principalmente porque incorporan la incertidumbre de manera explícita en las estimaciones. Mientras que los métodos clásicos ofrecen valores puntuales y análisis de significancia basados en supuestos rígidos, los modelos bayesianos producen intervalos creíbles que reflejan la probabilidad de que un parámetro se sitúe en un rango

determinado, considerando toda la información previa y actual. Esto permite a los tomadores de decisiones contar con una visión más realista y transparente de los riesgos asociados, facilitando decisiones más informadas y adaptadas a escenarios con alta variabilidad. Además, al integrar información previa, los modelos bayesianos son especialmente útiles en contextos donde los datos son escasos o presentan mucha incertidumbre, permitiendo mejorar la precisión y confiabilidad de las predicciones.

REFERENCIAS

- Agresti, A. (2018). *An introduction to categorical data analysis*. Wiley.
- Attridge, D. (2012). Bayesian modeling in crop science: Applications to yield and performance analysis. *Plant Methods*, 8, 2.
- Box, G. E. P., Hunter, W. G., & Hunter, J. S. (2005). *Statistics for experimenters: Design, innovation, and discovery*. Wiley-Interscience.
- Cabezas-Heredia, E., Molina-Granja, F., Montenegro-Bosquez, G., Salazar, M., Santillán-Lima, J., Ramirez, S., & Cachay-Boza, O. (2023). Assessment of technological stress levels in university staff: case study. *EAI Endorsed Transactions on Pervasive Health and Technology*, 9(1).
- Carlin, B. P., & Louis, T. A. (2009). *Bayesian methods for data analysis*. CRC Press.
- Cavanaugh, J., & Neath, R. (2019). *The visual method for data analysis*. Sage Publications.
- Fávero, L. P. L., et al. (2009). *Análise de dados: Modelos de regressão, análise multivariada e séries temporais*. Elsevier.
- Food and Agriculture Organization of the United Nations. (2025). FAOSTAT database. <https://www.fao.org/faostat/>
- Gelfand, A. E., & Ghosh, S. K. (1998). Model choice: A minimum posterior predictive loss approach. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B*, 60(3), 507-519.
- Gelman, A., Carlin, J. B., Stern, H. S., Dunson, D. B., Vehtari, A., & Rubin, D. B. (2013). *Bayesian data analysis* (3rd ed.). Chapman and Hall/CRC.
- Gelman, A., et al. (2014). *Bayesian data analysis* (3rd ed.). Chapman and Hall/CRC.
- Hogg, R. V., McKean, J., & Craig, A. T. (2013). *Introduction to mathematical statistics*. Pearson.
- Kruschke, J. K. (2015). *Doing Bayesian data analysis*. Academic Press.
- Lukacs, P. M., & Malley, J. D. (2014). Statistical methods for the assessment of agricultural productivity and crop performance. *Journal of Agricultural Science*, 152(2), 231-248.
- McCullagh, P., & Nelder, J. A. (1989). *Generalized linear models*. CRC Press.

- McDonald, J. H. (2014). Handbook of biological statistics. Sparrow Press.
- McHugh, M. L. (2011). Multiple comparison procedures. *Biochemia Medica*, 21(1), 203-207.
- McNeil, D. (2014). Practical Bayesian modeling: An introduction. CRC Press.
- Mengersen, K., et al. (2016). Bayesian modeling in ecological statistics. Springer.
- Montgomery, D. C. (2017). Design and analysis of experiments. Wiley.
- Pannell, D. J. (2018). Bayesian methods for modelling uncertainty in environmental and agricultural decision making. *Environmental and Ecological Statistics*, 25(2), 271-289.
- Richardson, S., & Green, P. J. (1997). On Bayesian analysis of mixtures of discrete distributions. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B*, 59(2), 257-276.
- Ruiz, M., et al. (2020). Data analysis of crop yields using advanced statistical methods: Case studies in South America. *Agricultural Systems*, 182, 102843.
- Santillán-Lima, J., Molina, F., Rocha, C., Vásconez-Barrera, F., Guerrero, K., & LlangaVargas, A. (2017). Las Redes Sociales como Herramienta Académica en las Universidades del Centro del País. *Revista investigar, 5ta Edición, ESPOCH*.
- Santillán Lima, J. C., Llanga Vargas, A., Mayorga, W., & Valdiviezo, S. (2016). Evaluación del requerimiento tecnológico para servicios educativos, propuesta de infraestructura de red inalámbrica del Campus La Dolorosa de la Universidad Nacional de Chimborazo. II Congreso Internacional Educación Contemporánea, Calidad Educativa y Buen Vivir. In *II Congreso Internacional Educación Contemporánea, Calidad Educativa y Buen Vivir*.
- Santillán-Lima, J., Molina-Granja, F., Santillán-Lima, P., Caichug-Rivera, D., Lozada-Yáñez, R., & Luna-Encalada, W. (2023). Statistical determination of COVID-19 mortality in age groups in the Ecuadorian Highlands. *EAI Endorsed Transactions on Pervasive Health and Technology*, 9. <https://doi.org/10.4108/eetpht.9.4133>
- Steel, R. G., & Torrie, J. (1980). Principles and procedures of statistics: A biometrical approach. McGraw-Hill.
- Wasserman, L. (2004). All of statistics: A concise course in statistical inference. Springer.
- Wilkerson, M. J. (2018). Bayesian methods for crop yield models. *Journal of Agricultural, Biological, and Environmental Statistics*, 23(4), 523-543.