**UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA LA MOLINA - ESCUELA DE POSGRADO**

**DOCTORADO EN INGENIERÍA Y CIENCIAS AMBIENTALES**

****

**DISEÑO Y ANÁLISIS DE EXPERIMENTOS EN INGENIERÍA Y CIENCIAS AMBIENTALES**

**Actividad:** Práctica: Diseño de bloques completos al azar – DBCA

**Docente:**

Ph.D. Christian René Encina Zelada

**Integrantes:**

-Agatha Prado Gárate

-Gustavo De la Cruz Montalvo

-Jhonsy Omar Silva López

-José Augusto Zevallos Ruiz

**Lima – Perú**

**24 de septiembre del 2024**

**Práctica N.º 04:  
Diseño de bloques completos al azar – DBCA**

**CONTENIDO:**

[I. INTRODUCCIÓN 2](#_Toc177417079)

[II. OBJETIVO 2](#_Toc177417080)

[III. MARCO TEÓRICO 2](#_Toc177417081)

[IV. METODOLOGÍA 3](#_Toc177417082)

[V. RESULTADOS Y DISCUSIONES 7](#_Toc177417083)

[VI. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES 14](#_Toc177417084)

[VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS 15](#_Toc177417085)

[VIII. ANEXOS 16](#_Toc177417086)

# INTRODUCCIÓN

El Diseño de Bloques Completos al Azar (DBCA) es una herramienta estadística esencial para controlar la variabilidad en experimentos donde la heterogeneidad entre las unidades experimentales podría influir en los resultados (Gerami, A., Lewis, S.M., Majundar, D., Notz, 1998). Este diseño se basa en la aleatorización de los tratamientos dentro de bloques homogéneos, lo que permite reducir el impacto de factores no controlados que podrían sesgar los efectos de los tratamientos (Festing, 2014) . Su uso ha sido particularmente efectivo en estudios agrícolas, biológicos y de materiales, donde los investigadores buscan evaluar múltiples tratamientos en condiciones variables (Chung, M., Haber, 2012).

Uno de los principales beneficios del DBCA es su capacidad para mejorar la precisión de los resultados, lo que permite detectar diferencias significativas entre tratamientos con una menor variabilidad experimental (Edmondson, 2020). Esta mejora en la eficiencia experimental ha permitido a los investigadores aplicar el DBCA en diversas áreas, incluyendo el análisis de propiedades físicas de materiales naturales como las fibras vegetales (Lei Yang, Y. Y., Zhiguo Ran, 2013). La correcta implementación de este diseño requiere una cuidadosa selección de los bloques, que deben ser lo más homogéneos posible, permitiendo así que las comparaciones entre tratamientos sean más precisas y robustas (Patterson, H.D., Williams, E.R., Hunter, 2009).

En este informe, se utilizará el DBCA para analizar los datos obtenidos del tamaño de las fibras de dos especies de bambú utilizando el equipo Bauer McNett a partir de la información del artículo “Potential of Bamboo Species *Guadua trinii* and *Guadua angustifolia* for Nanocellulose Production”.

# OBJETIVO

**Objetivo general**

* Aplicar pruebas estadísticas para analizar y comparar datos de tamaños de fibras evaluados con el equipo Bauer McNett, con el fin de evaluar la variabilidad de los datos obtenidos, utilizando como base el artículo " Potential of Bamboo Species *Guadua trinii* and *Guadua angustifolia* for Nanocellulose Production".

**Objetivos específicos**

* Implementar el Diseño de Bloques Completos al Azar (DBCA) para controlar la variabilidad entre los bloques y facilitar la aplicación de métodos estadísticos rigurosos en el análisis de los datos de tamaño de fibras.
* Aplicar el análisis de varianza (ANOVA) para determinar la existencia de diferencias significativas en el tamaño de las fibras de bambú, complementado con las pruebas de normalidad de Shapiro-Wilk y de homogeneidad de varianzas de Bartlett.
* Realizar un análisis post-hoc mediante la prueba de Tukey para identificar comparaciones significativas entre las especies de bambú, y aplicar la prueba de Durbin-Watson para verificar la independencia de los residuos en el modelo.

# MARCO TEÓRICO

**DBCA (Diseño de Bloques Completos al Azar)**

Es un diseño experimental en el que las unidades experimentales se agrupan en bloques homogéneos para controlar la variabilidad no deseada. Dentro de cada bloque, los tratamientos se asignan aleatoriamente. Este diseño es ideal cuando existe heterogeneidad entre las unidades, ya que ayuda a reducir el error experimental y mejorar la precisión de las comparaciones entre tratamientos (Gomez, K.A., Gomez, 1984).

**ANOVA (Análisis de varianza)**

Es un método estadístico que se utiliza para comparar las medias de tres o más grupos y determinar si existen diferencias significativas entre ellas. El ANOVA evalúa la variabilidad entre grupos y dentro de los grupos, verificando si las diferencias observadas son superiores a lo esperado por azar (Montgomery, 2013). Es especialmente útil en experimentos con múltiples tratamientos donde se busca identificar si al menos un grupo difiere significativamente del resto.

**Prueba Shapiro-Wilk**

Es un test estadístico utilizado para evaluar la normalidad de los datos. Verifica si una muestra sigue una distribución normal comparando los valores observados con los esperados en una distribución normal. Es una de las pruebas más potentes para detectar desviaciones de la normalidad, especialmente en muestras pequeñas (Razali, N.M., Wah, 2011)

**Prueba de Bartlett**

Es un test estadístico que se utiliza para verificar la homogeneidad de varianzas entre varios grupos. Evalúa si las varianzas de los diferentes grupos son estadísticamente iguales, lo que es un requisito clave para ciertos análisis estadísticos, como el ANOVA. Es particularmente sensible a la normalidad de los datos, por lo que se recomienda su uso cuando se presume que los datos siguen una distribución normal (Snedecor, G.W., Cochran, 1989).

**Prueba de Tukey**

Es un análisis post-hoc utilizado tras un ANOVA para realizar comparaciones múltiples entre las medias de los grupos. Su objetivo es identificar cuáles de las diferencias entre los grupos son significativas, controlando el error de Tipo I que podría ocurrir debido a múltiples comparaciones. Es particularmente útil cuando se comparan todos los pares posibles de medias (Hayter, 1984).

**Prueba de Durbin-Watson**

Es un test estadístico utilizado para detectar la autocorrelación de los residuos en un modelo de regresión lineal. Evalúa si los residuos sucesivos están correlacionados entre sí, lo que violaría el supuesto de independencia en la regresión. Un valor de la prueba cercano a 2 indica que no hay autocorrelación, mientras que valores cercanos a 0 o 4 sugieren una autocorrelación positiva o negativa, respectivamente (Durbin, J., Watson, 1950)

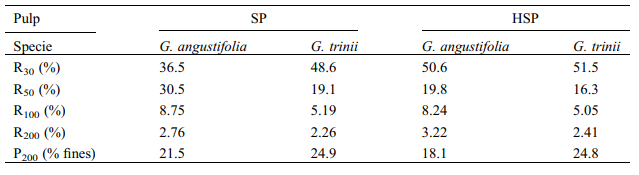
# METODOLOGÍA

**4.1. Descripción del artículo**

El artículo titulado "Potential of Bamboo Species Guadua trinii and Guadua angustifolia for Nanocellulose Production" estudia la producción de nanocelulosa a partir de dos especies de bambú, Guadua trinii y Guadua angustifolia. El trabajo se centra en la obtención de pulpas químicas mediante un proceso de pulpeo con soda-antraquinona, tanto de muestras de bambú pretratadas con autohidrólisis como de muestras no pretratadas. Posteriormente, se realiza la producción de nanocelulosa mediante un tratamiento químico de oxidación secuencial y nanofibrilación mecánica. En este trabajo nos centramos en los datos de la clasificación de fibras de pulpas obtenidas la cual fue realizada mediante el equipo Bauer McNett. Esta clasificación se hizo con mallas de 30, 50, 100 y 200 mesh para determinar la distribución de longitud de las fibras a partir del peso retenido.



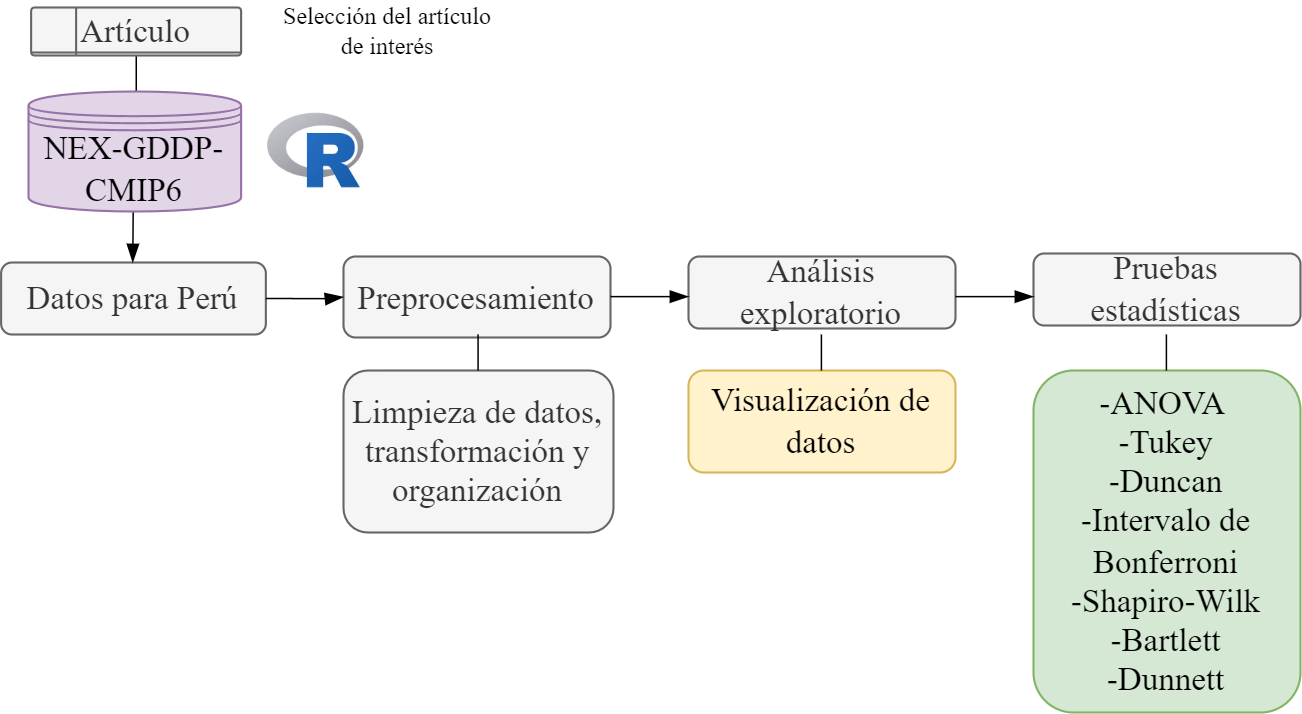
**Figura 1.** Datos principales del artículo de Prado *et al.* (2024)



**Figura 2.** Datos promedio de clasificación de fibras presentados en el artículo

**4.2. Metodología empleada**

La Figura 2 describe el flujo de trabajo para analizar los datos climáticos del archivo NEX-GDDP-CMIP6 enfocados en Perú, usando el lenguaje de programación R. El proceso inicia con la selección de los datos de interés específicos para Perú. Luego, estos datos pasan por una fase de preprocesamiento, donde se realizan tareas de limpieza, transformación y organización de los datos, asegurando que estén listos para su análisis. A continuación, se realiza un análisis exploratorio, que implica la visualización de los datos para comprender mejor las tendencias y patrones. Finalmente, se aplican diversas pruebas estadísticas como ANOVA, Tukey, Duncan, y otras pruebas de normalidad y homogeneidad de varianzas (Shapiro-Wilk, Bartlett), para evaluar la significancia y la variabilidad de los resultados.



**Figura 2.** Flujograma metodológico empleado en el presente trabajo

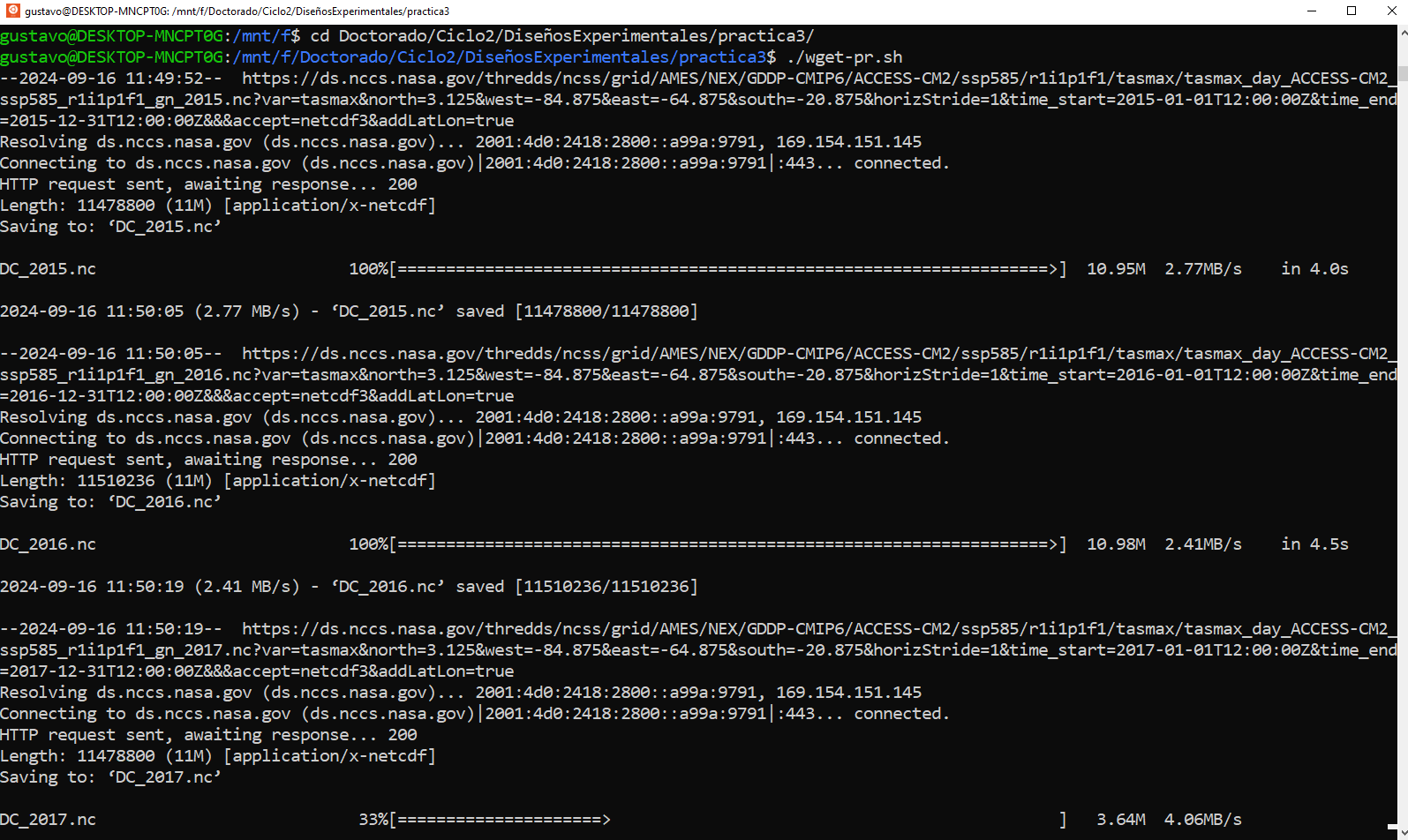
**4.3. Datos**

Para el presente trabajo se utilizó datos de temperatura de escenarios denominado NASA Earth Exchange Global Daily Downscaled Projections (NEX-GDDP-CMIP6) los cuales son de utilidad para el análisis de impactos relacionados a cambio climático. Dichos datos fueron publicados por Thrasher et al. (2022) (https://www.nature.com/articles/s41597-022-01393-4#Sec6) u contiene proyecciones históricas y futuras desde 1950 hasta 2100, basadas en el Proyecto de Intercomparación de Modelos Climáticos (CMIP6). Dicha base de datos fue creada mediante un método de corrección de sesgo y desagregación espacial y está disponible en una resolución horizontal de 0.25°, incluyendo ocho variables meteorológicas derivadas de 35 modelos climáticos globales.

Para el presente trabajo se empleó datos de temperatura máxima mensual de cuatro modelos climáticos basado en un escenario de altas emisiones (SSP5-8.5) en el periodo 2015-2100 y para un dominio que cubre todo el Perú. Estos datos, generados por Thrasher et al. (2022), se encuentran disponibles para libre descarga en el siguiente enlace: <https://www.nccs.nasa.gov/services/data-collections/land-based-products/nex-gddp-cmip6>

**Tabla 1.** Lista de modelos descargados para el presente trabajo

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Modelo | País | Resolución |
| ACCESS-CM2 | Australia | 0.25°×0.25° |
| CanESM5 | Canada | 0.25°×0.25° |
| MPI-ESM1-2-LR | Germany | 0.25°×0.25° |
| NorESM2-LM | Norway | 0.25°×0.25° |



**Figura 2.** Descarga de datos de temperatura máxima.

**4.4. Procedimiento metodológico**

* + - * 1. ***Preprocesamiento de datos***

Los datos de modelos climáticos fueron recortados para la extensión del área peruana. Posteriormente, se estimaron los promedios espaciales para cada modelo y de esta manera se obtuvo series de temperatura promedios a nivel nacional. Dichos datos fueron exportados en tabla para posteriores análisis (Figura 2) dando un total 1032 datos por cada modelo.



**Figura 3.** Descarga de datos de temperatura máxima.

* + - * 1. ***Análisis exploratorio***

Como análisis preliminar se elaboraron series de tiempo y boxplots con el fin de identificar la distribución temporal de las series, así como identificar datos anómalos.

* + - * 1. ***Aplicación de pruebas estadísticas***

Las siguientes pruebas estadísticas se aplicaron:

• **ANOVA** **(Análisis de Varianza)**: Técnica para comparar las medias de tres o más grupos para verificar si al menos una es significativamente diferente (Montgomery, 2017).

• **Tukey**: Prueba post hoc que identifica qué grupos tienen diferencias significativas tras un ANOVA (Tukey, 1977).

• **Prueba de Rangos Múltiple de Duncan**: Prueba post hoc menos conservadora que compara pares de medias para detectar diferencias significativas (Duncan, 1955)

• **Intervalo de Bonferroni**: Corrección utilizada en comparaciones múltiples para controlar el error tipo I, dividiendo el nivel de significancia entre el número de pruebas (Bonferroni, 1936).

• **Shapiro-Wilk**: Prueba de normalidad que evalúa si los datos siguen una distribución normal (Shapiro & Wilk, 1965).

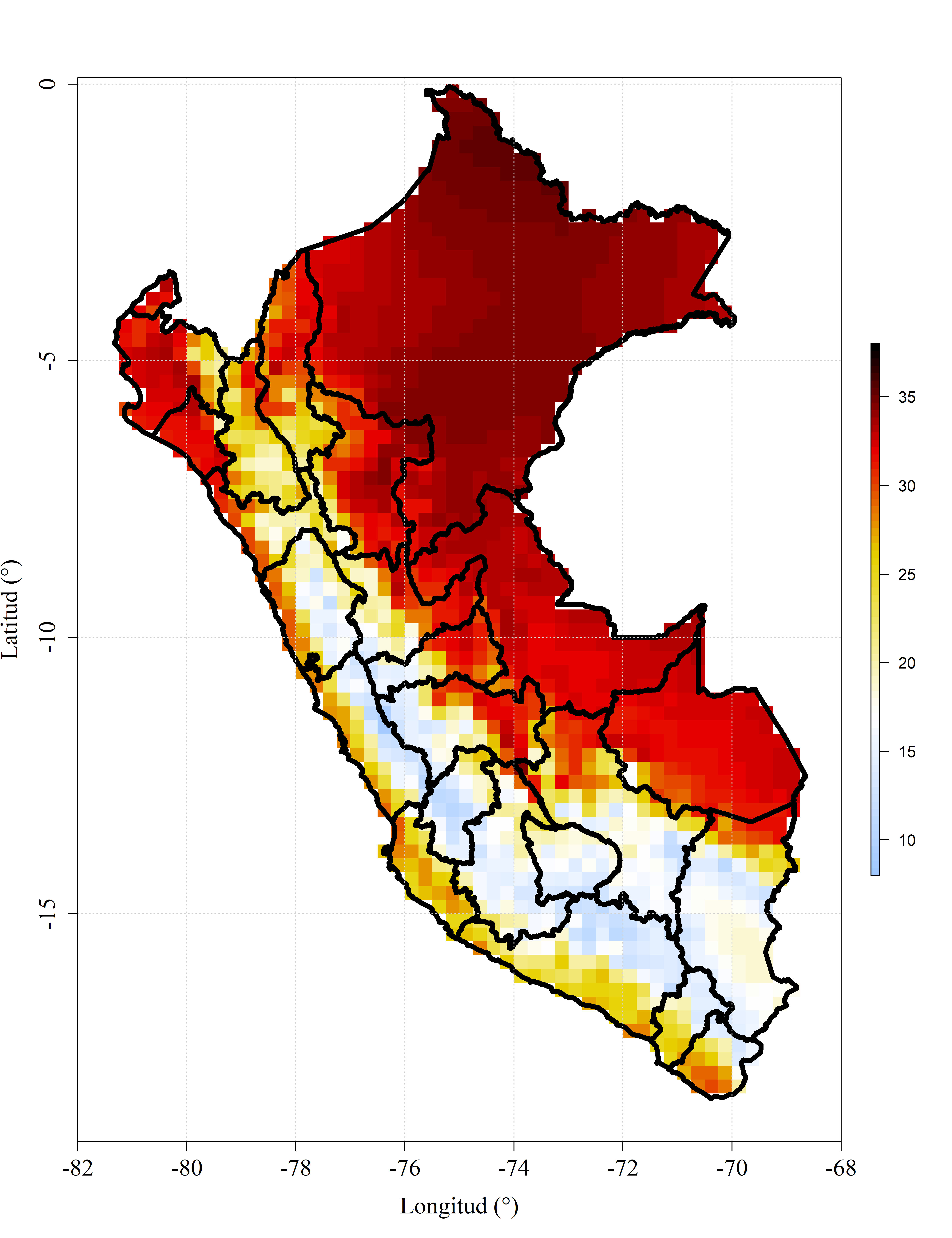
• **Bartlett**: Prueba que verifica la homogeneidad de varianzas entre varios grupos (Bartlett, 1937).

• **Dunnett**: Prueba post hoc que compara múltiples grupos contra un grupo de control (Dunnett, 1955).

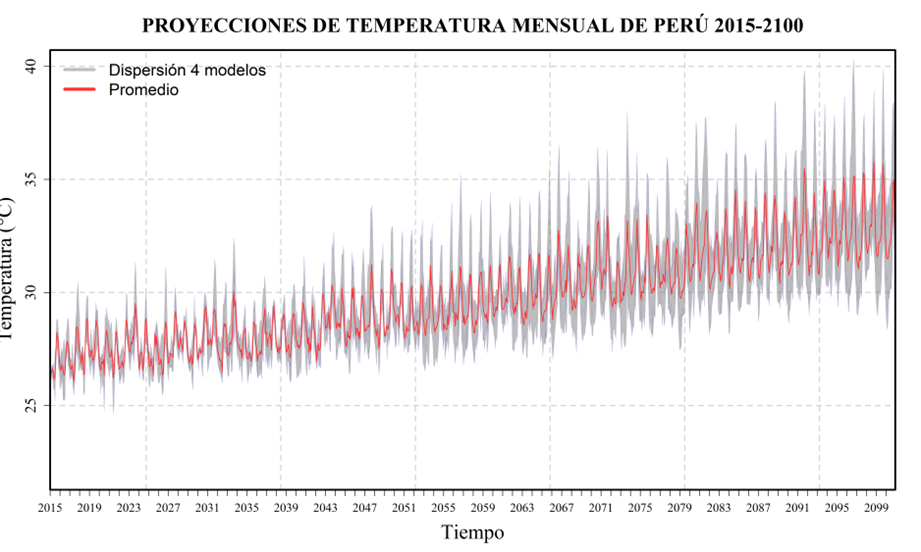
# RESULTADOS Y DISCUSIONES

**5.1. Desarrollo de scrip en R**

La **Figura 4** ilustra, a modo de ejemplo, un mapa de la temperatura máxima generada por el modelo ACCESS-CM2 con el fin de observar la representación espacial por parte de este modelo. Con base en estos datos, se calculó el promedio nacional, cuyos resultados se presentan en la **Figura 5**. Estas series muestran un aumento continuo en la temperatura máxima a nivel nacional, superando los 30°C hacia finales de este siglo. Además, se observa que la dispersión entre los cuatro modelos es menor al inicio del periodo, pero aumenta progresivamente con el tiempo.

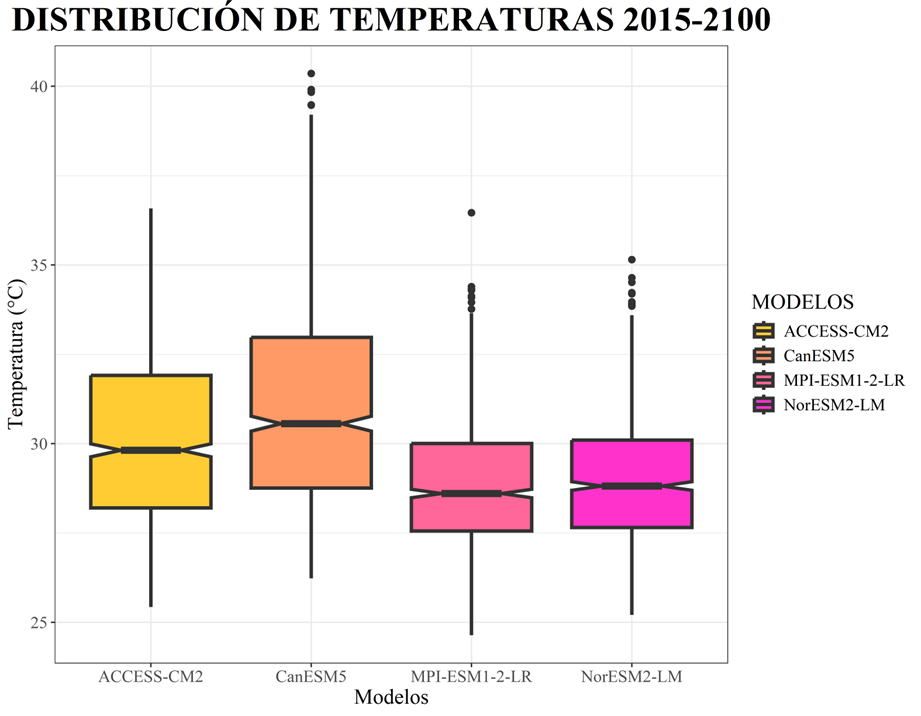
****

**Figura 4.** Ejemplo de temperatura de datos preprocesados del modelo ACCESS-CM2

****

**Figura 5.** Series temporales de temperatura promedio a nivel nacional.

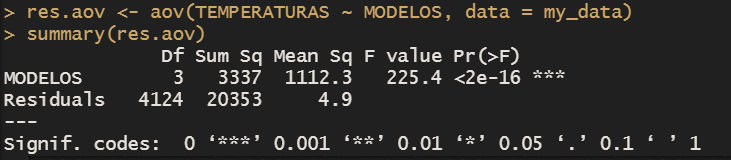
La **Figura 6** muestra los diagramas de caja de los datos de temperatura máxima para los cuatro modelos que se han empleado. Se observa que los datos se encuentran en el rango de 25 a 40°C aproximadamente. Entre los cuatro modelos, el CanESM5 presenta los mayores valores, llegando inclusive algunos valores a superar los 36°C. Por otro lado, los modelos MPI-ESM1-2-LR y NorESM2-LM cuenta con distribuciones y medianas similares de temperaturas del 50% de datos centrales.

****

**Figura 6.** *Boxplots* de temperatura promedio a nivel nacional para cada modelo.

* 1. **Pruebas estadísticas de DCA**
     + - 1. **Análisis de Varianza (ANOVA)**

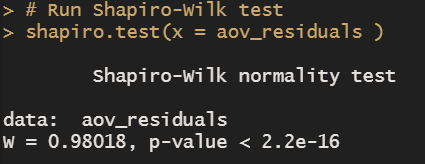
Los resultados del ANOVA presentados en la **Figura 7** muestra que existen diferencias significativas en las temperaturas máximas entre los distintos modelos empleados. El valor p es menor a 2e-16, lo cual es extremadamente pequeño, sugiriendo que las diferencias entre las medias de los grupos no son atribuibles al azar. Dado que el valor *p* es mucho menor que el umbral (*alpha* = 0.05), se puede deducir que las diferencias entre los modelos son estadísticamente significativas y que al menos uno de los modelos presenta una temperatura significativamente diferente de los demás.



**Figura 7.** Resultados de la prueba de ANOVA

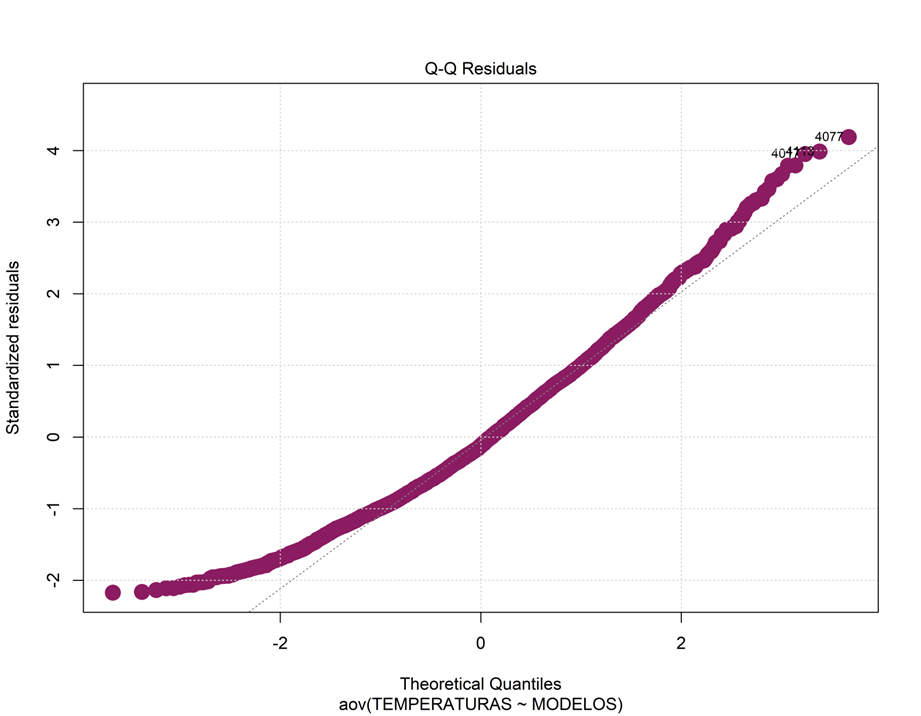
* + - * 1. **Prueba de Shapiro-Wilk**

El resultado del p-valor de la prueba de Shapiro-Wilk (**Figura 8**) es mucho menor que el umbral común de 0.05, lo cual rechaza la hipótesis nula de que los residuos siguen una distribución normal. Por tanto, los datos de los residuos no siguen una distribución normal, y se debe tener precaución al interpretar los resultados del ANOVA.



**Figura 8.** Resultados de la prueba de normalidad de Shapiro-Wilk

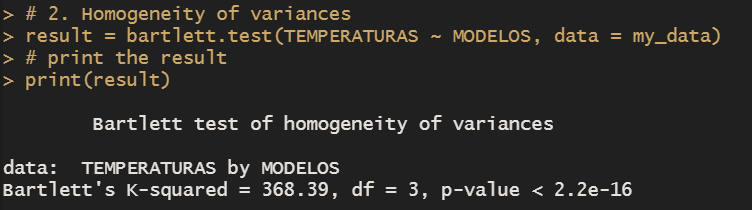
Complementando, la **Figura 9**, muestra el gráfico de mapeo de cuantiles para los residuos estandarizados. Se observa que, aunque los residuos en el centro se ajustan más a la distribución norma, los valores en las colas no se ajustan a la diagonal. Ello, resulta en que los datos no cumplan en tener una completa distribución normal.



**Figura 9.** Mapeo de cuantiles para los residuos estandarizados**.**

* + - * 1. **Prueba de Bartlett**

El p-valor de la prueba de Bartlett (Figua 8) es menor a 2.2e-16. Dado que el p-valor es mucho menor que 0.05, se rechaza la hipótesis nula de homogeneidad de varianzas, lo que sugiere que las varianzas entre los modelos son significativamente diferentes. Ello sugiere que el supuesto de varianzas iguales, necesario para un ANOVA tradicional, no se cumpliría en este caso.



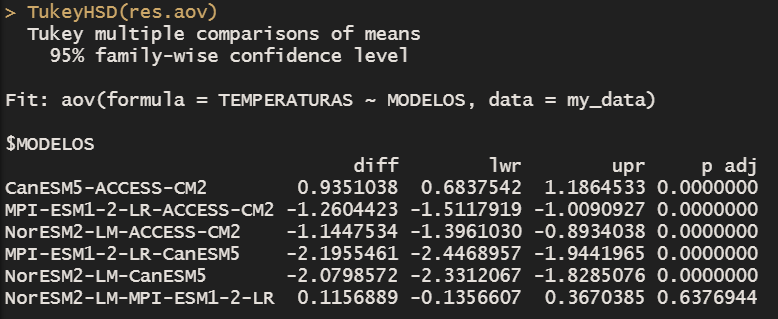
**Figura 10.** Resultados de la prueba de homogeneidad de Bartlett

* + - * 1. **Prueba de Tukey**

La **Figura 11** muestra los resultados para la prueba de Tukey. Se observa que, todas las comparaciones, excepto la comparación NorESM2-LM - MPI-ESM1-2-LR (p-valor = 0.6376944), muestran p-valores ajustados menores a 0.05, lo que indica diferencias estadísticamente significativas en las medias de temperatura entre los modelos.

Por ejemplo, la comparación entre CanESM5 - ACCESS-CM2 tiene una diferencia de medias de 0.9351 y un p-valor de 0.0000000, lo que indica una diferencia significativa entre estos dos modelos.

La única comparación que no es significativa es **NorESM2-LM - MPI-ESM1-2-LR** (p-valor = 0.6376944), lo que sugiere que no hay una diferencia significativa en las medias de temperatura entre estos dos modelos.



**Figura 11.** Resultados de la prueba de Tukey

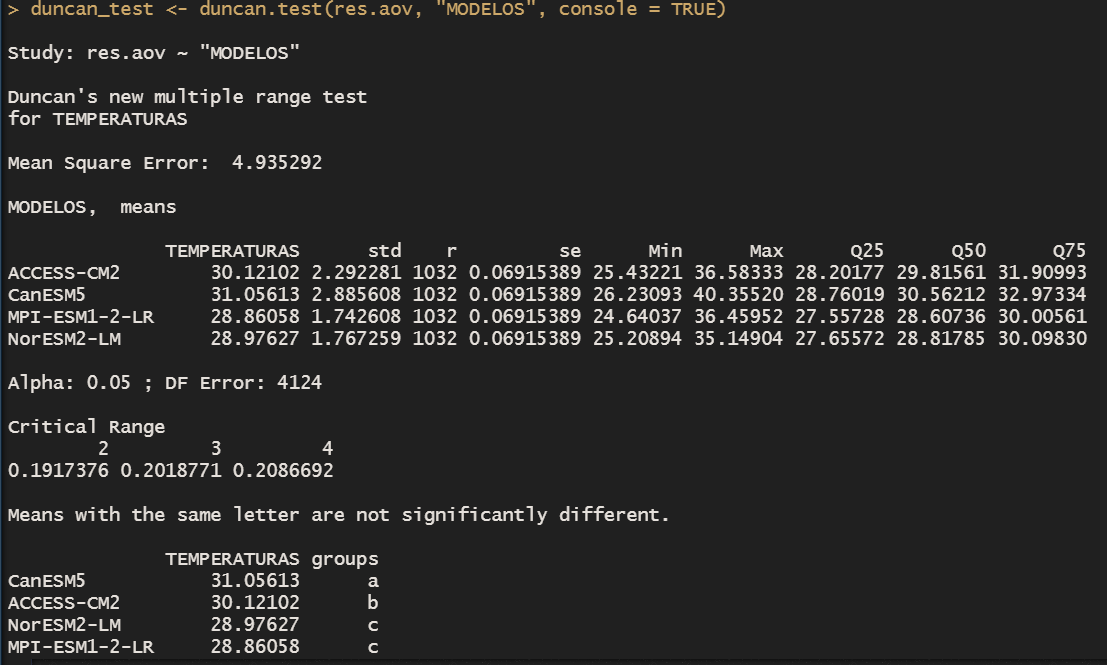
* + - * 1. **Prueba de Rangos Múltiple de Duncan**

La **Figura 12** muestra los resultados de la prueba de rango múltiple de Duncan. Se identifica que el modelo CanESM5 tiene la media más alta de temperatura máxima (31.06°C) y pertenece al grupo "a", lo que indica que es significativamente diferente de los otros modelos.

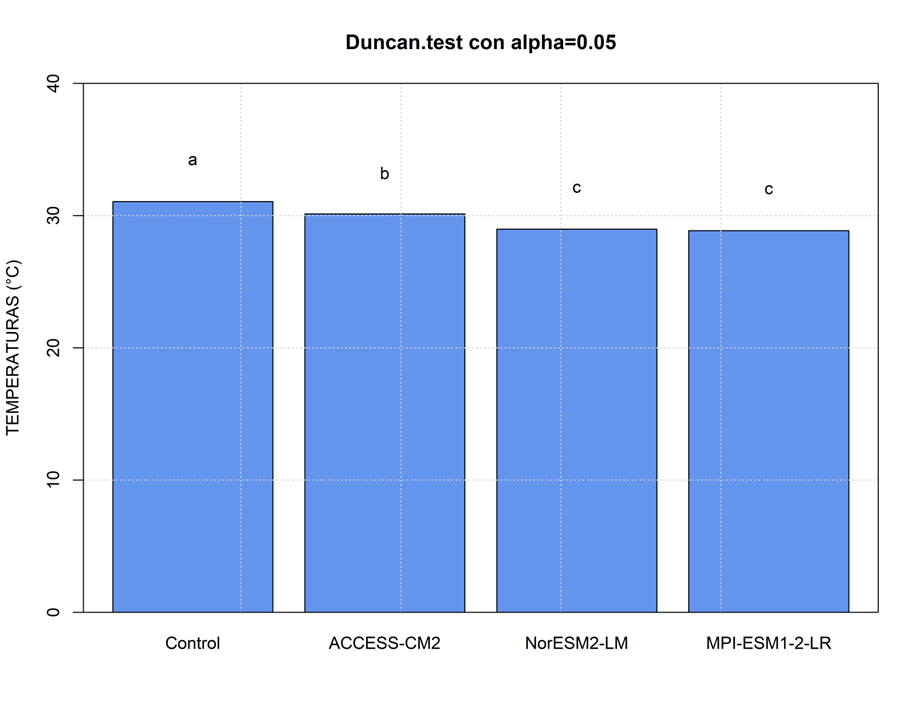
ACCESS-CM2 con una media de 30.12°C pertenece al grupo "b", siendo diferente de CanESM5 pero también distinto de los otros dos modelos.

NorESM2-LM y MPI-ESM1-2-LR pertenecen al mismo grupo "c", lo que sugiere que no hay diferencias significativas entre ellos, pero sí con CanESM5 y ACCESS-CM2.

Por lo tanto, el modelo CanESM5 tiene temperaturas significativamente más altas, mientras que NorESM2-LM y MPI-ESM1-2-LR no difieren significativamente entre sí. Estos resultados además son mostrados en el gráfico de barras de la **Figura 13**.



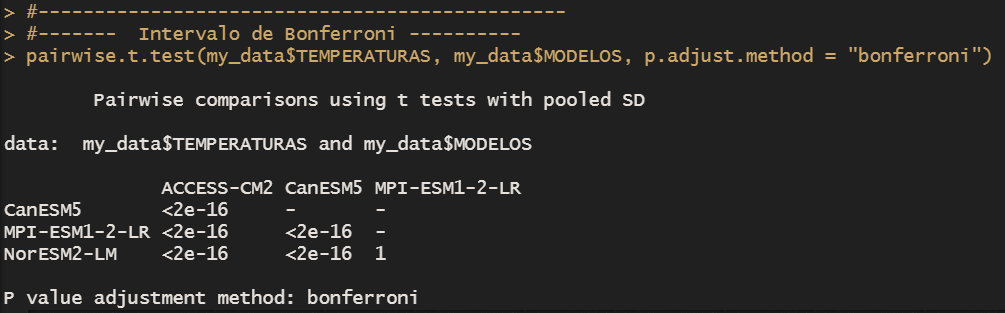
**Figura 12.** Resultados de la prueba de Duncan

****

**Figura 13.** Gráfico de resultados de la prueba de Duncan

* + - * 1. **Intervalo de Bonferroni**

Los resultados del Intervalo de Bonferroni (**Figura 14**) confirman que la mayoría de los modelos presentan diferencias significativas entre sí, excepto **MPI-ESM1-2-LR** y **NorESM2-LM**, que no tienen diferencias significativas ya que el valor *p* es de 1.



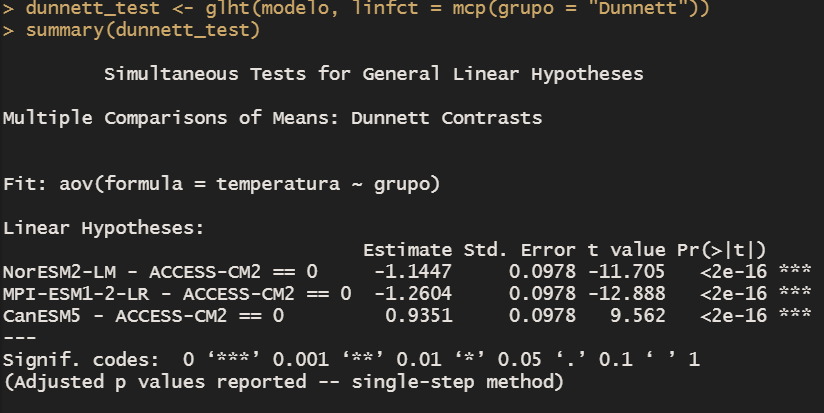
**Figura 14.** Resultados de la prueba de Bonferroni

* + - * 1. **Prueba de Dunnett**

La **Figura 15** se muestra los resultados de la Prueba de Dunnet. Para este ejercicio se tomó al modelo ACCESS-CM2 como control. Los resultados indican que, para NorESM2-LM y MPI-ESM1-2-LR, las diferencias estimadas con respecto a ACCESS-CM2 son -1.1447 y -1.2604, respectivamente, con valores p extremadamente bajos (<2e-16). Esto indica que ambas comparaciones son estadísticamente significativas, y que las temperaturas de estos modelos son significativamente menores que las de ACCESS-CM2.

En el caso de CanESM5, la diferencia estimada es 0.9351, también con un valor p menor a 2e-16, lo que indica una diferencia significativa. En este caso, el modelo CanESM5 tiene temperaturas más altas en comparación con ACCESS-CM2.

Por lo tanto, todos los modelos comparados con ACCESS-CM2 presentan diferencias significativas en las temperaturas, ya sea mayores (CanESM5) o menores (NorESM2-LM y MPI-ESM1-2-LR), según los resultados de la prueba de Dunnett.



**Figura 15.** Resultados de la prueba de Dunett

# CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

El uso de herramientas estadísticas como el ANOVA, junto con las pruebas de Shapiro-Wilk, Bartlett, Tukey y Durbin-Watson, es fundamental para garantizar la validez de los análisis en estudios experimentales. El ANOVA permite identificar si existen diferencias significativas entre los tratamientos, mientras que las pruebas de Shapiro-Wilk y Bartlett aseguran que se cumplan los supuestos de normalidad y homogeneidad de varianzas, respectivamente. La prueba de Tukey es útil para realizar comparaciones específicas entre los grupos, y la prueba de Durbin-Watson verifica la independencia de los residuos en los modelos de regresión. El uso conjunto de estas herramientas proporciona un enfoque integral y robusto para el análisis estadístico en experimentos con múltiples tratamientos y bloques.

Se recomienda el uso de estas pruebas estadísticas en cualquier estudio experimental donde sea necesario garantizar la validez y la robustez de los resultados. Además, es crucial verificar que se cumplan los supuestos del modelo antes de interpretar los resultados, utilizando las pruebas de normalidad, homogeneidad de varianzas y autocorrelación para asegurar que las conclusiones derivadas del análisis sean confiables.

# REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Chung, M., Haber, E. (2012). Experimental Design for Biological Systems. *SIAM Journal on Control and Optimization*, *50*, 471–489. https://doi.org/10.1137/100791063

Durbin, J., Watson, G. S. (1950). Testing for Serial Correlation in Least Squares Regression: I. *Biometrika*, *37*(3–4), 409–428. https://doi.org/https://doi.org/10.2307/2332391

Edmondson, R. (2020). Multi-level Block Designs for Comparative Experiments Multi-level Block Designs for Comparative Experiments. *Journal of Agricultural Biological and Environmental Statistics*, *25*(4), 500–522. https://doi.org/10.1007/s13253-020-00416-0

Festing, M. F. W. (2014). Randomized Block Experimental Designs Can Increase the Power and Reproducibility of Laboratory Animal Experiments. *ILAR Journal*, *55*(3), 472–476. https://doi.org/10.1093/ilar/ilu045

Gerami, A., Lewis, S.M., Majundar, D., Notz, W. I. (1998). Efficient block designs for comparing dual with single treatments. *Journal Os Statistical Planning and Inference*, *72*(1–2), 247–263. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0378-3758(98)00035-4

Gomez, K.A., Gomez, A. A. (1984). *STATISTICAL PROCEDURES FOR AGRICULTURAL RESEARCH* (A. I. R. R. I. BOOK (ed.); Second Edi). John Wiley & Sons, Inc.

Hayter, A. J. (1984). March, 1984 A Proof of the Conjecture that the Tukey-Kramer Multiple Comparisons Procedure is Conservative. *Ann. Statist*, *12*(1), 61–75. https://doi.org/10.1214/aos/1176346392

Lei Yang, Y. Y., Zhiguo Ran, Y. L. (2013). A new method for generating random fibre distributions for fibre reinforced composites. *Composites Science and Technology*, *76*, 14–20. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compscitech.2012.12.001

Montgomery, D. C. (2013). *Design and Analysis of Experiments* (A. S. University (ed.); Eighth Edi). John Wiley & Sons, Inc.

Patterson, H.D., Williams, E.R., Hunter, E. A. (2009). Block designs for variety trials. *The Journal of Agricultural Science*, *90*(2), 395–400. https://doi.org/https://doi.org/10.1017/S0021859600055507

Razali, N.M., Wah, Y. B. (2011). Power comparisons of Shapiro-Wilk, Kolmogorov-Smirnov, Lilliefors and Anderson-Darling tests. *Journal of Statistical Modeling and Analytics*, *2*(1), 21–33.

Snedecor, G.W., Cochran, W. G. (1989). *Statistical Methods* (IOWA STATE UNIVERSITY PRESS (ed.); 8th Editio). Library or Congress Cataloging-in-Publication Data.

Chung, M., Haber, E. (2012). Experimental Design for Biological Systems. *SIAM Journal on Control and Optimization*, *50*, 471–489. https://doi.org/10.1137/100791063

Durbin, J., Watson, G. S. (1950). Testing for Serial Correlation in Least Squares Regression: I. *Biometrika*, *37*(3–4), 409–428. https://doi.org/https://doi.org/10.2307/2332391

Edmondson, R. (2020). Multi-level Block Designs for Comparative Experiments Multi-level Block Designs for Comparative Experiments. *Journal of Agricultural Biological and Environmental Statistics*, *25*(4), 500–522. https://doi.org/10.1007/s13253-020-00416-0

Festing, M. F. W. (2014). Randomized Block Experimental Designs Can Increase the Power and Reproducibility of Laboratory Animal Experiments. *ILAR Journal*, *55*(3), 472–476. https://doi.org/10.1093/ilar/ilu045

Gerami, A., Lewis, S.M., Majundar, D., Notz, W. I. (1998). Efficient block designs for comparing dual with single treatments. *Journal Os Statistical Planning and Inference*, *72*(1–2), 247–263. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0378-3758(98)00035-4

Gomez, K.A., Gomez, A. A. (1984). *STATISTICAL PROCEDURES FOR AGRICULTURAL RESEARCH* (A. I. R. R. I. BOOK (ed.); Second Edi). John Wiley & Sons, Inc.

Hayter, A. J. (1984). March, 1984 A Proof of the Conjecture that the Tukey-Kramer Multiple Comparisons Procedure is Conservative. *Ann. Statist*, *12*(1), 61–75. https://doi.org/10.1214/aos/1176346392

Lei Yang, Y. Y., Zhiguo Ran, Y. L. (2013). A new method for generating random fibre distributions for fibre reinforced composites. *Composites Science and Technology*, *76*, 14–20. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compscitech.2012.12.001

Montgomery, D. C. (2013). *Design and Analysis of Experiments* (A. S. University (ed.); Eighth Edi). John Wiley & Sons, Inc.

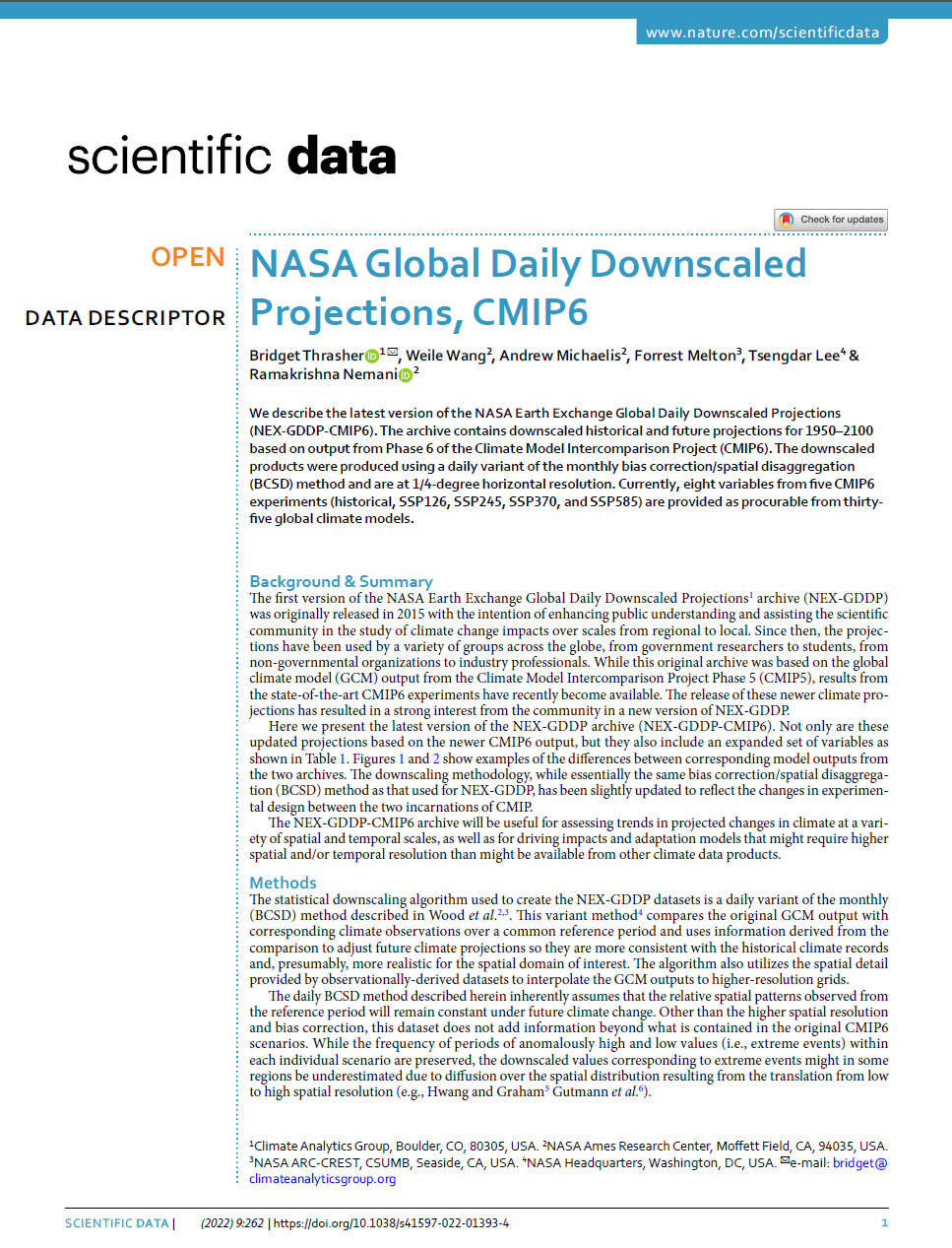
Patterson, H.D., Williams, E.R., Hunter, E. A. (2009). Block designs for variety trials. *The Journal of Agricultural Science*, *90*(2), 395–400. https://doi.org/https://doi.org/10.1017/S0021859600055507

Razali, N.M., Wah, Y. B. (2011). Power comparisons of Shapiro-Wilk, Kolmogorov-Smirnov, Lilliefors and Anderson-Darling tests. *Journal of Statistical Modeling and Analytics*, *2*(1), 21–33.

Snedecor, G.W., Cochran, W. G. (1989). *Statistical Methods* (IOWA STATE UNIVERSITY PRESS (ed.); 8th Editio). Library or Congress Cataloging-in-Publication Data.

# ANEXOS

**Anexo 1.** Artículo utilizado para la recopilación de datos en este estudio



**Anexo 2.** Script de los datos analizados

