

PROYECCIONES CLIMÁTICAS DE TEMPERATURA EN EL SUR DE SUDAMÉRICA USANDO REDES NEURONALES CONVOLUCIONALES

Rocio Balmaceda-Huarte¹², Jorge Baño-Medina³, Matias Olmo¹², Maria Laura Bettolli¹², José Manuel Gutiérrez³

rbalmaceda@at.fcen.uba.ar Autora correspondiente.

¹Departamento de Ciencias de la Atmósfera y los Océanos (FCEyN, UBA)

²Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET)

³Grupo de Meteorología de Santander, Instituto de Física de Cantabria, CSIC-Universidad de Cantabria, Santander, España.

Palabras clave: Temperaturas máxima y mínima, reducción de escala estadística, EC-Earth

1) INTRODUCCIÓN

Las temperaturas máximas y mínimas diarias (T_{max} y T_{min} , respectivamente) son variables sumamente relevantes para la evaluación de los impactos del cambio climático (IPCC, 2021). Influyen en los regímenes hidrológicos, condicionan las respuestas de rendimiento de los cultivos y son factores climáticos decisivos para la salud de la población y la gestión energética.

Los modelos climáticos globales (GCM) están diseñados para describir las características climáticas de la gran escala y la posible evolución del clima futuro, sin embargo, aún presentan grandes deficiencias en representar procesos de escala pequeña que pueden modular el clima regional. De manera que para generar información climática adecuada para la evaluación de impactos es necesario aplicar técnicas que relacionen la información de provista por los GCM con la información climática de escala regional. Las técnicas estadísticas de reducción de escala (ESD) permiten relacionar las variables de gran escala, usualmente obtenidas a partir de reanálisis, con las variables locales observadas en estaciones meteorológicas. De esta manera, se obtienen modelos empíricos de predicción que se aplican posteriormente en las salidas de los GCM para proyectar el clima futuro en cada punto de estación (Gutierrez y otros, 2013).

Las técnicas de aprendizaje automático (machine learning) han ganado popularidad en los últimos años, utilizándose en diferentes regiones del mundo como técnicas de reducción de escala. Sin embargo estas aún no han sido exploradas exhaustivamente en el sur de Sudamérica.

En este contexto, el objetivo principal de este trabajo es evaluar el potencial de las redes neuronales convolucionales (CNN) como técnica estadística de reducción de escala para la generación de proyecciones climáticas de temperaturas máxima y mínima diarias en diferentes regiones climáticas del sur de Sudamérica.

2) DATOS Y METODOLOGÍA

Las temperaturas máxima (T_{max}) y mínima (T_{min}) diarias de 80 estaciones meteorológicas ubicadas en el sur de Sudamérica (Figura 1) en el período 1979-2008 fueron utilizados como predictandos en este trabajo. Estos datos fueron subdivididos en cinco subregiones (Figura 1)

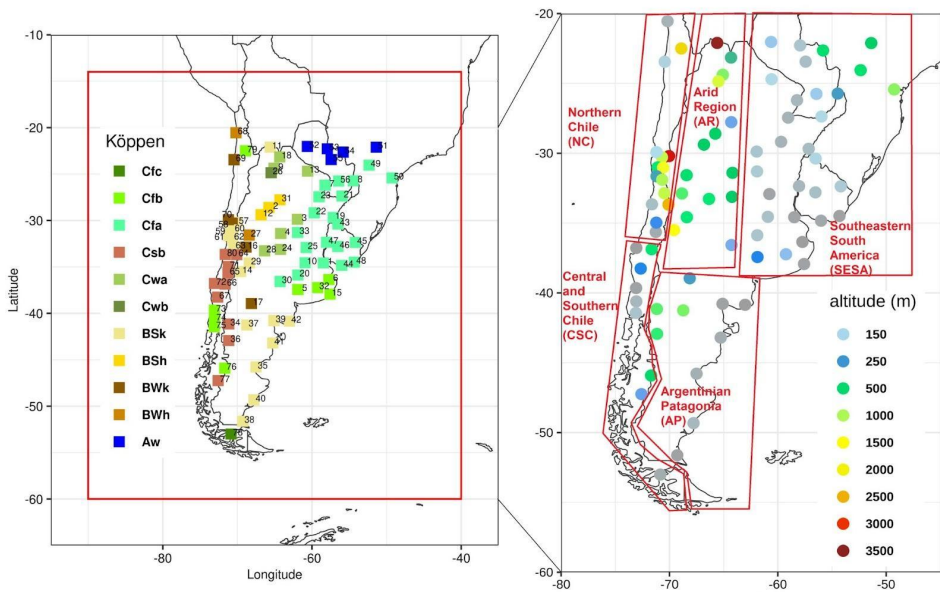


Figura 1. Estaciones meteorológicas utilizadas durante el período 1979–2008: numeradas y clasificadas por su clima de Köppen (izquierda); regionalizadas y coloreadas según su altura sobre el nivel del mar (derecha). El recuadro rojo muestra el dominio considerado para las variables predictoras

de forma de poder representar mejor las diferentes características climáticas del sur de Sudamérica.

Por otro lado, como predictores se utilizaron campos diarios del reanálisis ERA-Interim (Dee y otros, 2011) (ERA) en el dominio extendido entre 40° – 90° W y 14° – 60° S (Figura 1). Las variables de gran escala utilizadas fueron altura geopotencial (z), temperatura del aire (ta), viento meridional (va) y zonal (ua) y humedad específica (hus) en los niveles 250, 500, 700, 850 y 1000 hPa.

Conjuntamente, se utilizaron salidas diarias del modelo global EC-Earth - perteneciente al Coupled Model Intercomparison Project Phase 5 (CMIP5, Hazeleger y otros, 2010)- de las variables de altura mencionadas anteriormente. En este caso, se analizaron las simulaciones histórica y del escenario RCP8.5 en los períodos 1979-2005 y 2071-2100, respectivamente. Debido a la diferente resolución nativa de ERA y EC-Earth, las variables de altura fueron llevadas a una cuadrícula común de 2° mediante la interpolación bilineal.

2.1 Modelos ESD

Como técnica de ESD se utilizaron las redes neuronales convolucionales (CNN) considerando la configuración aplicada por Baño-Medina y otros, (2020) en Europa. Asimismo, el método de regresión lineal (GLM) -previamente analizado por Balmaceda-Huarte y Bettolli 2022 en Argentina - fue utilizado como técnica de base para la evaluación de las CNN. Los modelos de ESD se construyeron usando como conjunto de predictores todas las variables de gran escala y en el caso de los GLM se consideraron tres posibles configuraciones de predictores: tomando 1,4 o 16 puntos de la retícula del predictor más cercano a la estación meteorológica (GLM1, GLM4, GLM16). En el caso de las CNN, se exploró también una configuración lineal (CNN-L) utilizando una función de activación lineal.

Todos los modelos de ESD fueron calibrados y validados mediante el método de validación cruzada -considerando 5 folds- en el periodo 1979-2008 usando los predictores de ERA. Luego, los modelos de ESD fueron aplicados a las salidas diarias del EC-Earth tanto en el periodo histórico como en el escenario RCP8.5.

3) RESULTADOS Y DISCUSIÓN

La Figura 2 resume los resultados obtenidos para diferentes métricas en la validación cruzada para cada modelo ESD por región. En general se puede observar que las CNN y CNN-L tienen un buen desempeño en todas las regiones aunque presentan resultados similares a los GLM en las regiones con topografía compleja (NC y CSC). En relación a los predictandos, ambas CNN presentan más dificultades para representar Tmax que Tmin, aunque en esta última los resultados son más variables entre las estaciones de una misma región.

Por otro lado, para ambas Tmax y Tmin, el GLM1 presenta sistemáticamente los mayores errores y menores correlaciones en todas las regiones, seguido por el GLM4. En algunas métricas y regiones las CNN presentan un comportamiento similar al GLM16, aunque este último presenta mejores resultados en el caso de la Tmax.

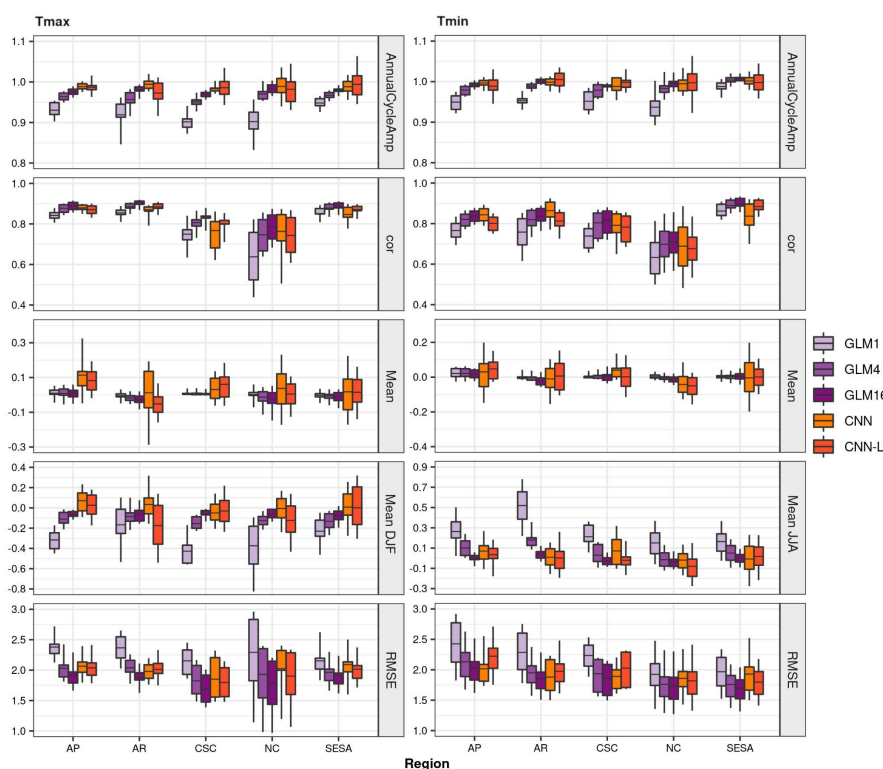


Figura 2. Resultados obtenidos en la validación cruzada para cada región. Los boxplots representan el valor del índice en cada punto de estación. En cada box, la línea en negrita corresponde al valor medio regional, los bordes al percentil 25 y 75 y los bigotes se extienden desde el percentil 5 hasta el 95. Índices (de arriba hacia abajo): Relación entre las amplitudes del ciclo anual (predicción/observación); Correlación diaria de Pearson; Valor medio anual, de verano (DJF) e invierno (JJA) (predicción-observación); Error cuadrático medio

REFERENCIAS

- Balmaceda-Huarte R. y Bettoli M.L. 2022:** Assessing statistical downscaling in Argentina: Daily maximum and minimum temperatures. *IJC*, 1–23. 10.1002/joc.7733
- Baño-Medina J., Manzanar R., Gutiérrez J.M., 2020:** Configuration and Intercomparison of deep learning neural models for statistical downscaling. 10.5194/gmd-2019-278
- Gutiérrez J.M. y otros, 2013:** Reassessing statistical downscaling techniques for their robust application under climate change conditions. *J Clim* 26(1):171–188
- Dee D.P. y otros, 2011:** The ERA-Interim reanalysis: configuration and performance of the data assimilation system. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 137, 553–597. 10.1002/qj.828.
- Hazeleger W., y otros, 2010:** EC-Earth: A Seamless Earth-System Prediction Approach in Action. *Bulletin of the American Meteorological Society* 91(10):1357–1364.
- IPCC (2021) Climate Change 2021:** The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge University Press. In Press