

# ESTIMACIÓN DEL ESTRÉS TÉRMICO EN EL SUR DE SUDAMÉRICA A PARTIR DE PRONÓSTICOS BASADOS EN INTELIGENCIA ARTIFICIAL

Soledad Collazo<sup>1,2,3</sup>, Jorge Pérez-Aracil<sup>4</sup>, Cosmin Marina<sup>4</sup>, Ricardo García-Herrera<sup>1,2</sup>,  
David Barriopedro<sup>2</sup>, Sancho Salcedo-Sanz<sup>4</sup>  
[scollazo@ucm.es](mailto:scollazo@ucm.es)

<sup>1</sup>Departamento de Física de la Tierra y Astrofísica, Facultad de Ciencias Físicas, Universidad Complutense de Madrid, ESPAÑA

<sup>2</sup>Instituto de Geociencias (IGEO), Consejo Superior de Investigaciones Científicas-Universidad Complutense de Madrid (CSIC-UCM), ESPAÑA

<sup>3</sup>Departamento de Ciencias de la Atmósfera y los Océanos, Facultad de Ciencias Exactas y Naturales, Universidad de Buenos Aires, ARGENTINA

<sup>4</sup>Departamento de Teoría de la Señal y Comunicaciones, Universidad de Alcalá, ESPAÑA

**Palabras clave:** UTCI, selección de predictores, aprendizaje automático.

## 1) INTRODUCCIÓN

La exposición a condiciones ambientales extremas, como el calor intenso y la alta humedad, puede comprometer la capacidad del organismo para regular eficazmente su temperatura interna. El Índice Climático Térmico Universal (UTCI) es una herramienta bioclimática que permite evaluar el impacto combinado de la temperatura, el viento, la radiación y la humedad sobre el cuerpo humano. Una estimación precisa del estrés térmico mediante el UTCI puede ayudar a reducir los riesgos para la salud y fortalecer la preparación ante eventos climáticos extremos.

A diferencia de los modelos meteorológicos tradicionales, fundamentados en ecuaciones físicas, los avances en inteligencia artificial (IA) han permitido crear sistemas que, mediante el entrenamiento en datos históricos, generan pronósticos con mayor rapidez. Sin embargo, estos modelos de IA suelen ser menos interpretables y no siempre proporcionan todas las variables necesarias para calcular el UTCI, especialmente los datos de radiación, aunque sí incluyen temperatura, humedad, viento y altura geopotencial en varios niveles atmosféricos.

En este contexto, el presente estudio propone una metodología para estimar el UTCI en el sur de Sudamérica utilizando exclusivamente las variables disponibles en modelos basados en IA. Se analiza la precisión de dicha estimación y, posteriormente, se aplica a predicciones meteorológicas generadas por estos modelos para evaluar las condiciones térmicas durante un evento de ola de calor. Finalmente, se comparan los pronósticos del UTCI obtenidos mediante IA con los generados por el modelo tradicional GFS.

## 2) DATOS Y METODOLOGÍA

Como referencia para el UTCI, se emplean datos del reanálisis ERA5-HEAT a las 18:00 UTC durante la estación cálida (noviembre a marzo) a lo largo de un periodo de 11 años (2012-2023). Además, se utilizan datos meteorológicos provenientes de ERA5, GFS y modelos de IA como PanguWeather, FourCastNet y GraphCast. Estos conjuntos de datos incluyen variables como temperatura, velocidad del viento, humedad y altura geopotencial tanto en superficie como en distintos niveles de presión.

El UTCI resulta de la combinación de la temperatura del aire y un factor de corrección determinado por las condiciones ambientales. Un desafío central de este estudio es calcular el UTCI en ausencia de datos de radiación, ya que estos no están disponibles en las salidas de los modelos basados en IA. Para abordar esta limitación, proponemos un enfoque alternativo que aproxima el factor de corrección utilizando un subconjunto de las variables meteorológicas

disponibles. Para su estimación, se exploran diversos métodos, desde técnicas simples como la persistencia y la climatología, hasta modelos lineales y no lineales, incluyendo regresión lasso y LightGBM.

Con el objetivo de mejorar la interpretabilidad de los resultados, combinamos el aprendizaje automático con dos técnicas de selección de variables: el método stepwise y el algoritmo Probabilistic Coral-Reef Optimization with Substrate Layers (PCRO-SL), un enfoque evolutivo diseñado para resolver problemas de optimización complejos mediante la combinación de múltiples estrategias de búsqueda. Adicionalmente, la región de estudio se segmenta en zonas homogéneas de UTCI utilizando técnicas de agrupamiento K-means.

### 3) RESULTADOS

Se identificaron tres regiones homogéneas de UTCI (Figura. 1). Utilizando el algoritmo PCRO-SL, se seleccionaron los 10 predictores más relevantes para estimar el factor de corrección en cada punto de la grilla, para luego identificar los 10 predictores recurrentes en cada región. Entre los modelos evaluados, LightGBM se destacó por ofrecer el mejor desempeño. Además, este modelo permitió cuantificar la importancia relativa de cada predictor, lo cual facilitó una exploración de los mecanismos físicos que influyen en el UTCI.

En la región norte, de clima predominantemente tropical, el UTCI está fuertemente condicionado por las variables atmosféricas de capas bajas (Figura 2). En la región central, el transporte de humedad en niveles bajos resulta fundamental para la regulación del estrés térmico. Finalmente, en la Patagonia, la variabilidad de los vientos zonales en niveles bajos emerge como el principal modulador del estrés térmico.

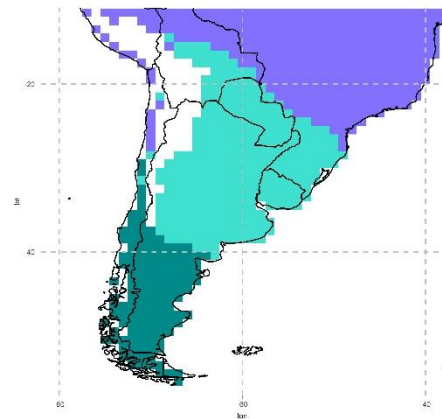


Figura 1: Regiones homogéneas de UTCI

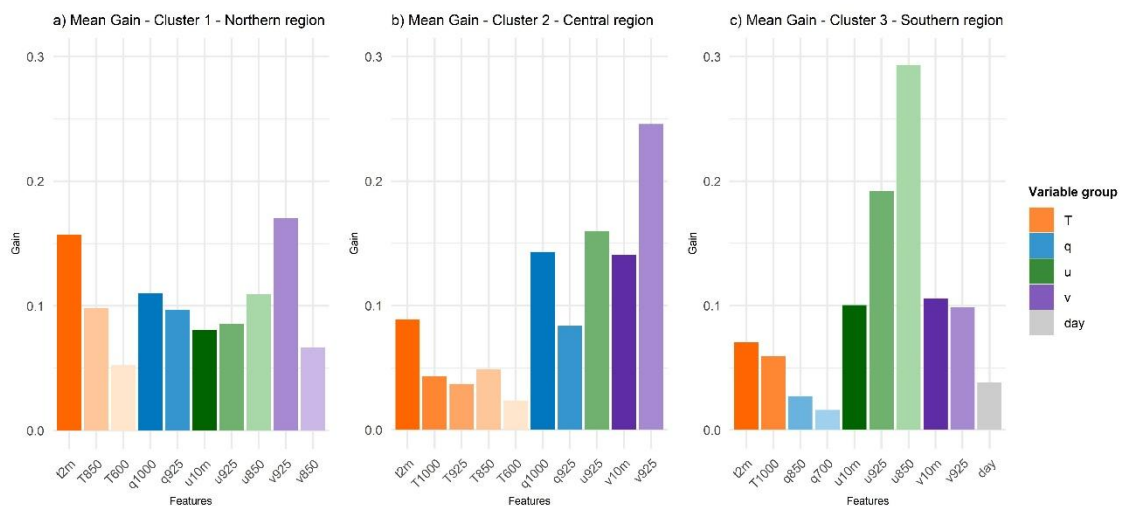
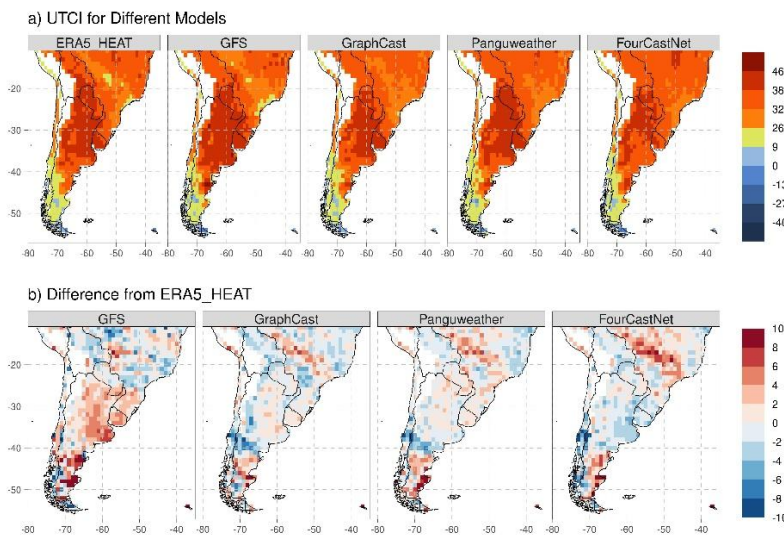


Figura 2: Importancia media de los predictores derivada del modelo LightGBM para cada región del sur de Sudamérica. En la figura, las variables están codificadas por colores según su tipo, y un gradiente de tonos oscuros a claros indica los niveles de presión.

La capacidad del modelo para estimar el factor de corrección del UTCI a partir de los predictores seleccionados se evaluó utilizando diversas métricas de desempeño. Los resultados

indican un desempeño predictivo razonable: el error cuadrático medio (RMSE) promedio fue de 1,36 °C, mientras que la correlación espacial alcanzó un valor de 0,43.

Posteriormente, aplicamos esta metodología para estimar el UTCI durante una ola de calor ocurrida en el centro de Argentina en marzo de 2023. En este estudio de caso, empleamos pronósticos de variables meteorológicas como datos de entrada para la estimación del UTCI, provenientes tanto del modelo tradicional GFS como de modelos basados en IA (Figura 3). Además, se analizaron pronósticos inicializados a distintos plazos, lo que permitió evaluar la capacidad predictiva del modelo en función del horizonte temporal.



*Figura 3: UTCI del reanálisis ERA5-HEAT y pronosticado por GFS NWP y modelos basados en IA para el 11 de marzo, inicializado el 9 de marzo a las 12 UTC (a). Diferencias entre el UTCI pronosticado y ERA5-HEAT se muestran en el panel inferior (b).*

El desempeño de los pronósticos del UTCI está determinado principalmente por dos factores: la calidad de los datos meteorológicos de entrada y la precisión en la estimación del propio índice. En nuestro análisis, los enfoques no lineales superaron consistentemente a los métodos lineales en la estimación del UTCI. Además, los modelos basados en IA demostraron un rendimiento superior al de los modelos físicos tradicionales en los pronósticos de las variables meteorológicas de entrada y del estrés térmico durante la ola de calor de marzo 2023.

#### 4) CONCLUSIONES

En el presente estudio se establece un marco para desarrollar un sistema de predicción del UTCI, utilizando un subconjunto cuidadosamente seleccionado de variables meteorológicas pronosticadas mediante modelos basados en IA. Para lograr este objetivo, hemos explorado y evaluado una serie de metodologías para la selección de predictores y la estimación del UTCI. Los principales resultados son los siguientes: las metodologías no lineales son más eficaces para estimar el factor de corrección del UTCI; el análisis del UTCI por regiones homogéneas mejora la interpretabilidad, los modelos basados en IA superan a los modelos físicos tradicionales en la representación de variables meteorológicas y la estimación del estrés térmico durante la ola de calor de marzo de 2023. Estos resultados subrayan el potencial de los métodos avanzados de previsión para apoyar la salud pública mediante alertas tempranas oportunas.

#### AGRADECIMIENTOS

Este trabajo se enmarca en el proyecto SAFETE, financiado por el programa de investigación e innovación Horizonte 2020 de la Unión Europea, Marie Skłodowska-Curie n° 847635 (UNA4CAREER).