EIEI ACOFI 2025
5º Congreso Latinoamericano de Ingeniería
Más Información: www.acofi.edu.co/eiei
Ingeniería de impacto para cuidar y transformar la vida
ACOFI: 50 años por la excelencia de la educación en ingeniería.

Una aproximación estadística para predecir la temperatura interna de estructuras de concreto de baja complejidad a partir de imágenes térmicas y datos meteorológicos

Luis López Herrera, Santiago Prieto Ardila, José M. Benjumea, Óscar Begambre

Universidad Industrial de Santander
Bucaramanga, Colombia

Resumen

Las variaciones térmicas en las estructuras de concreto pueden generar deformaciones y esfuerzos que comprometen las propiedades mecánicas del material o la integridad estructural. Este fenómeno es particularmente crítico en puentes hiperestáticos, en los cuales la exposición constante a la radiación solar, la temperatura ambiente, la nubosidad, el viento libre, entre otros, generan cambios de la temperatura interna a lo largo del día. Para medir la temperatura interna, se requieren termocuplas embebidos en el concreto antes de que este se endurezca. En caso contrario, dicha temperatura será difícil de medir. Teniendo en cuenta lo anterior, en este estudio se evaluó una aproximación, basada en métodos estadísticos, que busca predecir la temperatura interna de un prisma rectangular de concreto a partir de fotografías térmicas de la superficie y datos meteorológicos. La temperatura interna fue obtenida mediante tres termocuplas tipo T embebidas en puntos de interés del prisma (cara lateral, cara superior y cara frontal). Los datos se registraron durante 30 días, cada 30 minutos desde las 6:15 am hasta las 4:15 pm, obteniendo 21 datos por día para cada variable. Los datos meteorológicos incluyen la temperatura ambiente, la radiación solar, la precipitación y la velocidad del viento. Posteriormente, se emplearon análisis de componentes principales y modelos de regresión lineal en el software R con el fin de predecir la temperatura interna. Los resultados mostraron que se puede predecir la temperatura interna del prisma mediante modelos de regresión lineal, alcanzando coeficientes de determinación (R^2) mayores a 0.9. La temperatura superficial fue la variable predictora con mayor potencial para predecir la respuesta interna.

Palabras clave: concreto; predicción; monitoreo térmico

DOI: https://doi.org/10.26507/paper.4703

Abstract

Thermal variations in concrete structures can cause deformations and stresses that compromise the mechanical properties of the material or the structural integrity. This phenomenon is particularly critical in hyperstatic bridges, where constant exposure to solar radiation, ambient temperature, cloud cover, wind, and other factors cause internal temperature changes throughout the day. Measuring internal temperature generally requires thermocouples embedded in the concrete before it hardens; otherwise, it becomes difficult to assess them. Considering this, this study evaluated a statistical approach aimed at predicting the internal temperature of a rectangular concrete prism using surface thermal images and meteorological data. The internal temperature was recorded using three type-T thermocouples embedded at points of interest on the prism (lateral face, top face, and front face). Data was collected over 30 days at 30-minute intervals from 6:15 a.m. to 4:15 p.m., resulting in 21 data points per day for each variable. Meteorological variables included ambient temperature, solar radiation, precipitation, and wind speed. Using R software to predict the internal temperature, principal component analysis, and linear regression models were applied. The results showed that internal temperature can be effectively predicted using linear regression models, with coefficients of determination (R^2) higher than 0.9. Surface temperature proved to be the most influential predictor for estimating the internal response.

Keywords*: concrete; prediction; thermal monitoring*

1. Introducción

En el contexto actual de cambio climático y aumento en la intensidad y frecuencia de los fenómenos meteorológicos, la ingeniería civil enfrenta el desafío de diseñar infraestructuras resilientes y sostenibles. Las estructuras de concreto, ampliamente utilizadas en edificaciones e infraestructuras de gran envergadura, son vulnerables a los efectos térmicos y a los ciclos de calentamiento y enfriamiento que pueden inducir tensiones internas. Estas tensiones afectan las propiedades mecánicas del material, comprometiendo su durabilidad e integridad estructural a lo largo del tiempo (Abid et al., 2016; Liu et al., 2019). Por ello, comprender y estimar el comportamiento térmico de los elementos de concreto es esencial para garantizar que las estructuras cumplan sus funciones durante su vida útil.

En estructuras de concreto, la temperatura interna es un indicador clave para el monitoreo de su salud estructural; sin embargo, la medición directa de esta variable puede ser costosa y complicada, especialmente en estructuras existentes en las que se requieren sensores invasivos como termocuplas. Esto resalta la importancia de encontrar métodos alternativos que permitan estimar con suficiente exactitud y precisión la temperatura interna a partir de datos medidos empleando sensores no invasivos. En este último conjunto de datos se encuentran la temperatura superficial y las variables meteorológicas, las cuales tienen un alto potencial para optimizar los recursos destinados al monitoreo de la salud estructural.

Considerando lo anterior, este trabajo tiene como objetivo predecir la temperatura interna de un prisma rectangular de concreto (15×25×40 cm) expuesto a la intemperie empleando modelos

lineales de regresión que incluyan registros de temperaturas internas (como variable dependiente) y temperaturas superficiales o datos meteorológicos (como variables predictoras). Los registros fueron tomados durante 30 días. Aunque la geometría del espécimen y la ventana de tiempo son limitantes de los modelos desarrollados, la metodología desarrollada puede ser de gran utilidad en el monitoreo de estructuras de concreto expuestas a condiciones térmicas variables. A continuación, se expone la metodología empleada

2. Metodología

El presente estudio se desarrolló con base en un conjunto de datos recopilados en el marco del proyecto de investigación VIE-UIS 2823, titulado "Sistema piloto para el monitoreo térmico de puentes viga cajón en Colombia". En el proyecto, se midió la temperatura interna y superficial de un prisma rectangular de concreto (Figura 1) en tres puntos de interés asociados a tres caras del prisma (superior, lateral y frontal) y las siguientes variables meteorológicas: temperatura ambiente, velocidad y dirección del viento, radiación solar y precipitación.

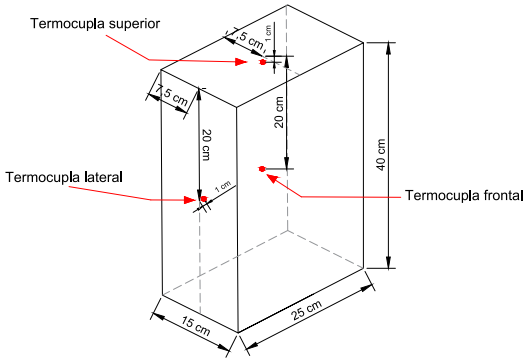
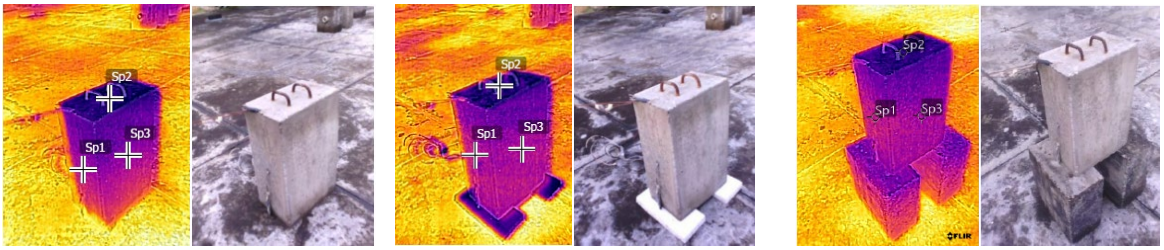


Figura 1. Prisma rectangular monitoreado con termocuplas embebidas.

Los datos fueron recolectados durante 30 días en tres diferentes escenarios. Cada escenario tuvo una ventana de monitoreo de 10 días, desde las 6:15 am hasta las 4:15 pm en franjas de 30 minutos obteniendo 21 registros de cada variable por día y 210 por escenario. En cada escenario se evaluaron diferentes condiciones de contorno, como se describe a continuación.

Para el primer escenario de estudio el prisma de concreto se ubicó en contacto directo con la placa de concreto de la terraza donde se realizó el experimento (Figura 2ª). En la segunda condición (Figura 2b), el prisma se separó de la placa mediante un aislante térmico (icopor) una distancia de aproximadamente 3 cm. Y, finalmente, en el escenario 3 (Figura 2c) el prisma se elevó de la placa 30 cm apoyándose en 2 bloques de concreto. La terraza está ubicada en el último piso del edificio Álvaro Beltrán Pinzón, en el campus de la Universidad Industrial de Santander y el monitoreo se realizó entre 26/09/2022 y 27/10/2022.



(a) (b) ©

Figura 2. Fotografía en espectro infra rojo y visible en cada escenario analizado.

Los datos meteorológicos fueron registrados mediante una estación meteorológica Misol ubicada aproximadamente a tres metros del prisma. Las temperaturas internas fueron registradas mediante termocuplas tipo T conectadas a un sistema de adquisición de datos (DAQ) Fluke 2638A Hydra Serie III. Temperaturas superficiales en cada una de las caras fueron registradas usando una cámara térmica Flir C5 con precisión de 0 a 100 °C: ±3 °C. Una vez registradas, estas fueron revisadas y procesadas empleando el software FLIR Tools (Flir Systems, 2024). Posteriormente, todos los datos fueron procesados en el software R (R Core Team, 2024). En este paso se identificaron datos faltantes aleatorios [MCAR, por sus siglas en inglés para Missing Completely at Random) (Baldizzoni E, 2013)], por lo que se eliminaron registros incompletos, obteniendo así una base de datos depurada para el análisis.

Con el fin de identificar patrones, tendencias temporales y posibles relaciones entre las variables se emplearon diagramas tipo boxplot y se graficaron los registros en función del tiempo. Además, se generaron histogramas para cada una de las variables numéricas con el fin de determinar si estas seguían una distribución normal; para apoyar el análisis visual se aplicó la prueba Shapiro-Wilk mediante la función *shapiro.test* en el software R. En caso de no encontrar normalidad se respalda la implementación de un modelo lineal apoyándose en el teorema del límite central el cual enuncia que, para un tamaño de muestra suficientemente grande, la distribución de la media muestral se aproximará a una distribución normal, independientemente de la distribución original de los datos (M Arias, C. Rovira, 2019).

Para analizar las relaciones entre las variables estudiadas, se calculó el coeficiente de correlación de Spearman, el cual varía entre 1 y -1, con los dos extremos indicando correlaciones directas positivas y negativas, respectivamente (K. Ali, 2022). Este método fue seleccionado por su robustez ante datos no normales. En la Tabla 1 se describen las variables usadas en la matriz de correlación, en la cual se muestra el nombre y descripción de cada variable, además de la unidad de medida en la que se registraron los datos.

Tabla 1. Descripción y unidades de las variables.

Nombre	**Descripción**	**Unidad de medida**
Termocupla lateral	Temperatura interna lateral	°C
Termocupla superior	Temperatura interna superior	°C
Termocupla frontal	Temperatura interna frontal	°C
Foto térmica lateral	Temperatura superficial lateral	°C
Foto térmica superior	Temperatura superficial superior	°C
Foto térmica frontal	Temperatura superficial frontal	°C

Temperatura ambiente	Temperatura ambiente	°C
Radiación solar	Radiación solar	W/m^2
Velocidad del viento	Velocidad del viento	m/s
Precipitación	Precipitación	mm

Previo al desarrollo de los modelos de regresión, se empleó el análisis de componentes principales (PCA, por sus siglas en inglés para principal components analysis), con el fin de revisar la factibilidad de reducir la dimensionalidad del conjunto de datos y extraer componentes principales relevantes (J. Renwick, 2021) que expliquen la variación en las temperaturas internas del prisma de concreto.

Los modelos de regresión lineal fueron desarrollados posteriormente para predecir las temperaturas internas asociadas a cada una de las caras del prisma (por separado) con base en la temperatura superficial y datos registrados por la estación meteorológica. Para esto, los datos se dividieron aleatoriamente en conjuntos de entrenamiento (70%) y prueba (30%) utilizando la función *sample* en R. Con base en la matriz de correlación, el análisis con PCA y propuestas de los autores, se desarrollaron modelos de regresión lineal que permitan predecir la temperatura medida por las termocuplas. La respectiva validación de los modelos se realizó mediante el nivel de significancia (valor *p*) de las variables predictoras (Le Chan et al., 2022), la consistencia de los coeficientes (Çengel & Ghajar, 2020), el coeficiente de determinación (R^2) y el error cuadrático medio (RMSE). Para diagnosticar la multicolinealidad entre predictores, se empleó el factor de inflación de varianza (VIF).

Los supuestos del modelo fueron evaluados a través de gráficos Q-Q para la normalidad de los residuos, la prueba de Breusch-Pagan para la heterocedasticidad, y la prueba de Durbin-Watson para la autocorrelación (Zeileis, 2024). Ante la presencia de estos problemas, se implementó el método de errores estándar robustos (HAC, siglas en inglés para Heteroskedasticity and Autocorrelation Consistent) para corregirlos sin modificar los coeficientes de regresión, asegurando inferencias válidas. Finalmente, se utilizaron gráficos elaborados con *ggplot2* para comparar las mediciones de la temperatura interna con las predicciones realizadas por cada modelo resultante, aplicando esta metodología de forma independiente a las tres caras del prisma y sus respectivos escenarios.

3. Resultados

Se identificaron patrones similares entre los tres escenarios, observándose una alta asociación entre las temperaturas internas del prisma y las temperaturas superficiales registradas mediante las fotos térmicas. No se detectaron valores atípicos, lo que sugiere una buena calidad y consistencia en los datos recopilados, con ausencia de errores significativos. Por límites de espacio, esto se ejemplifica en la Figura 3 solo para el escenario 1. Las gráficas asociadas al escenario 2 y 3 se encuentran en López y Prieto, (2025). El análisis de histogramas y la prueba de Shapiro-Wilk evidenciaron que ninguna de las variables registradas sigue una distribución normal. Estos resultados, junto con los histogramas y pruebas de los demás escenarios se detallan en López y Prieto (2025).

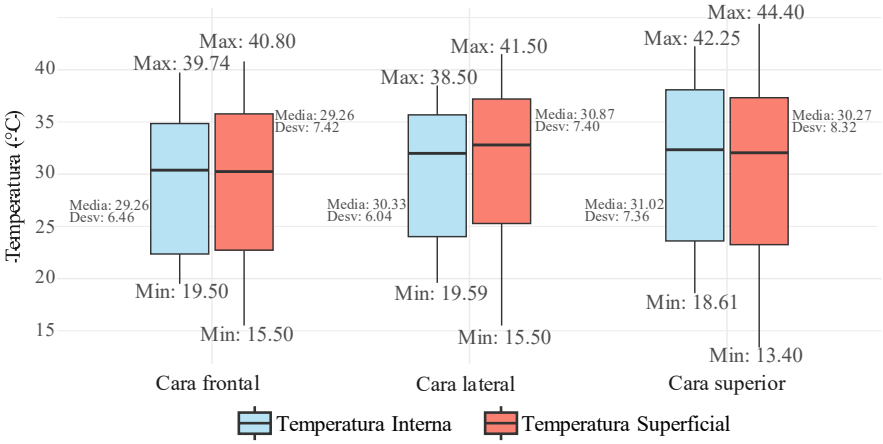


Figura 3. Dispersión de temperaturas internas y superficiales en el escenario 1.

La Figura 4 muestra la variación en el tiempo de la temperatura interna y la temperatura superficial en la cara lateral del prisma de concreto y para tres días del escenario 1. Donde se observa una alta asociación entre las temperaturas internas y las temperaturas superficiales, tampoco se detectaron puntos atípicos. El resto de las respuestas para este y los otros escenarios se encuentran en López y Prieto (2025). Asimismo, se puede observar en la Figura 5 que las temperaturas alcanzan su máximo sobre el medio día y disminuyen a lo largo de la tarde.

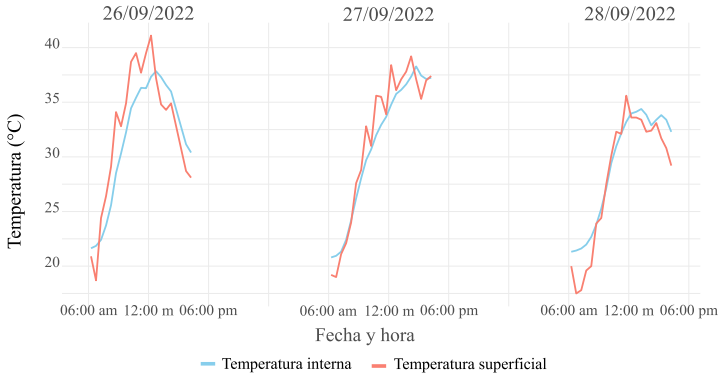


Figura 4. Temperatura interna y superficial en la cara lateral para el escenario 1.

A modo de ejemplo, la Figura 5 presenta la matriz de correlación para las temperaturas internas, las temperaturas superficiales y las variables meteorológicas del escenario 1. La matriz de correlación permite entrever una fuerte relación entre las temperaturas internas del prisma de concreto (medidas con termocuplas) y las temperaturas superficiales obtenidas a partir de las imágenes térmicas. Esto coincide con la similitud observada en las respuestas en el tiempo (Figura 4). Este patrón fue consistente en las tres caras del prisma, con coeficientes de correlación (*Corr*, en la Figura 5) de 0.922, 0.935 y 0.947 para las caras lateral, superior y frontal, respectivamente. Los diagramas de dispersión incluidos en la triangular inferior de la matriz de correlación respaldaron estas correlaciones, mostrando relaciones lineales claras. Esto valida el uso de modelos de regresión lineal para representar cuantitativamente esta asociación.

El análisis de correlación también reveló una alta dependencia lineal entre las variables termocupla lateral, termocupla superior y termocupla frontal, con coeficientes de correlación (*Corr* ≥ 0.96). La fuerte asociación entre las temperaturas internas medidas en las diferentes caras del prisma indica que la temperatura interna del bloque de concreto era, para efectos prácticos, homogénea.

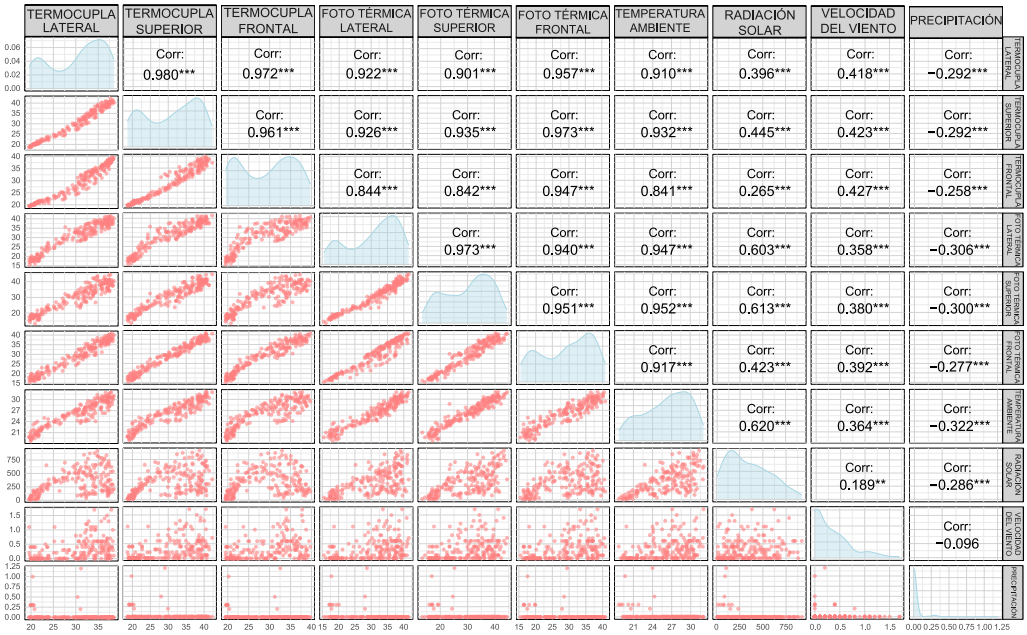


Figura 5. Matriz de correlación del escenario 1.

Como se observa en la Figura 5, la radiación solar presentó una correlación positiva moderada con las temperaturas superficiales, pero una correlación débil con las temperaturas internas, confirmando que el material del prisma (concreto) no conduce de forma inmediata el calor generado por la radiación solar directa o reflejada (p. ej., de la losa de la terraza). Además, la velocidad del viento y la precipitación muestran coeficientes de correlación bajos (*Corr <0.427*) o negativos (|*Corr*|*<0.306*) con las temperaturas internas y superficial del prisma, indicando un impacto limitado.

Con base en las correlaciones, se definieron las variables más relevantes para la fase de modelado. Las variables térmicas, debido a su alta correlación, se consideraron candidatas ideales para el análisis por PCA, permitiendo reducir la dimensionalidad y mitigar la multicolinealidad en los modelos. Finalmente, los escenarios 2 y 3 reflejaron comportamientos térmicos similares al escenario 1, lo cual fue corroborado a través de sus respectivas matrices de correlación (López y Prieto, 2025). El análisis de componentes principales se ejemplifica en este documento para la cara lateral del escenario 1. A partir de la Figura 6, se observa que la primera componente principal (PC1) explica el 54.1% de la varianza total, la segunda (PC2) explica un 18.5%, y la tercera (PC3) un 17.6%. Estas son suficientes para explicar más del 80% de la variabilidad en los datos. Las variables que contribuyen en mayor medida al primer componente PC1 son la temperatura ambiente, radiación solar y foto térmica lateral, y al PC2 son la velocidad del viento y la precipitación.

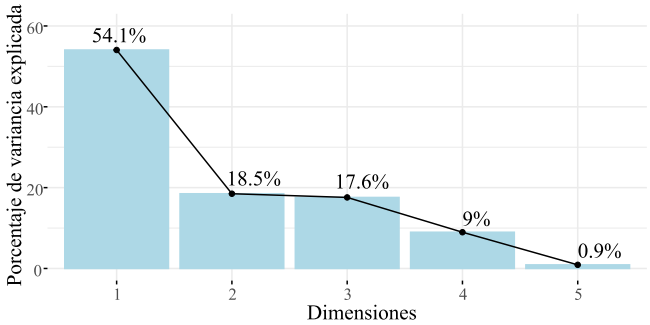


Figura 6. Varianza explicada por cada componente principal.

Con base en los resultados del análisis de correlación y del PCA, se propusieron 15 modelos de regresión con las variables predictoras (principal y auxiliares) presentadas en la Tabla 2. A modo de ejemplo, y por límites de espacio, se presentan a continuación los resultados obtenidos para la predicción de la temperatura interna en la cara lateral del escenario 1. Se invita al lector interesado a consultar el resto de los resultados en López y Prieto (2025).

La pertinencia de cada modelo fue evaluada aplicando los filtros y las pruebas mencionadas en la metodología. Entre todos los propuestos, los modelos 8 y 2, demostraron ser consistentes y presentaron valores de coeficientes de determinación (R^2) similares. Esto sugiere desde un punto de vista estadístico que ambos modelos permiten predecir la temperatura interna del prisma rectangular con igual precisión. El modelo 8, representado por la Ecuación (1). En dicha ecuación, T_i corresponde a la temperatura interna del prisma, T_s representa la temperatura superficial (ambas medidas en grados Celsius), W es la velocidad del viento y α, β y γ son los coeficientes de regresión, los cuales son 0.77079, 6.03918 y 1.14611, respectivamente. Este modelo obtuvo $R^2 = 0.925$, lo que indica que explica el 93% de la variabilidad en la temperatura interna del prisma de concreto.

Tabla 2. Modelos de regresión evaluados para los tres escenarios.

N°	Variable principal	Variables auxiliares
1	Foto térmica	Temperatura ambiente, radiación solar, velocidad del viento y precipitación
2	Foto térmica	-
3	Temperatura ambiente	-
4	PCA1	-
5	PCA1	PCA2 Y PCA3
6	Foto térmica	Temperatura ambiente
7	Foto térmica	Radiación solar
8	Foto térmica	Velocidad del viento
9	Foto térmica	Radiación solar y velocidad del viento
10	Foto térmica	Temperatura ambiente y radiación solar
11	Foto térmica	Temperatura ambiente y velocidad del viento
12	Foto térmica	Temperatura ambiente, radiación solar y velocidad del viento
13	Temperatura ambiente	Radiación solar
14	Temperatura ambiente	Velocidad del viento
15	Temperatura ambiente	Radiación solar y velocidad del viento

$$T_i = \beta + \alpha T_s + \gamma W \quad (1)$$

La Tabla 3 muestra los resultados del análisis de regresión lineal para las tres caras de todos los escenarios, usando los modelos que mejor se ajustaron después de las respectivas pruebas. Además, la Figura 7 muestra el comportamiento predictivo de los modelos obtenidos para la temperatura interna en cada una de las termocuplas y para uno de los días de los escenarios. Las predicciones se usaron con datos no empleados en el desarrollo del modelo. De la Figura 7 se observa un buen ajuste entre los valores predichos y los medidos, con curvas que siguen de forma coherente las variaciones térmicas registradas a lo largo del día, evidenciando así la capacidad predictiva de los modelos.

Tabla 3. Análisis de regresión lineal para los escenarios 1, 2 y 3.

Escenario 1					
Termocupla	β	α	γ	R^2	Modelo
Lateral	6.03918	0.77079	1.14611	0.925	8
Superior	4.71961	0.84971	1.30081	0.91	8
Frontal	4.54808	0.84637	-	0.922	2
Escenario 2					
Termocupla	β	α	γ	R^2	Modelo
Lateral	6.4369	0.7672	1.5766	0.905	8
Superior	5.9217	0.8165	2.0638	0.894	8
Frontal	4.365	0.867	-	0.906	2
Escenario 3					
Termocupla	β	α	γ	R^2	Modelo
Lateral	5.6853	0.8074	0.8609	0.925	8
Superior	5.3201	0.864	-	0.932	2
Frontal	4.1377	0.8879	-	0.935	2

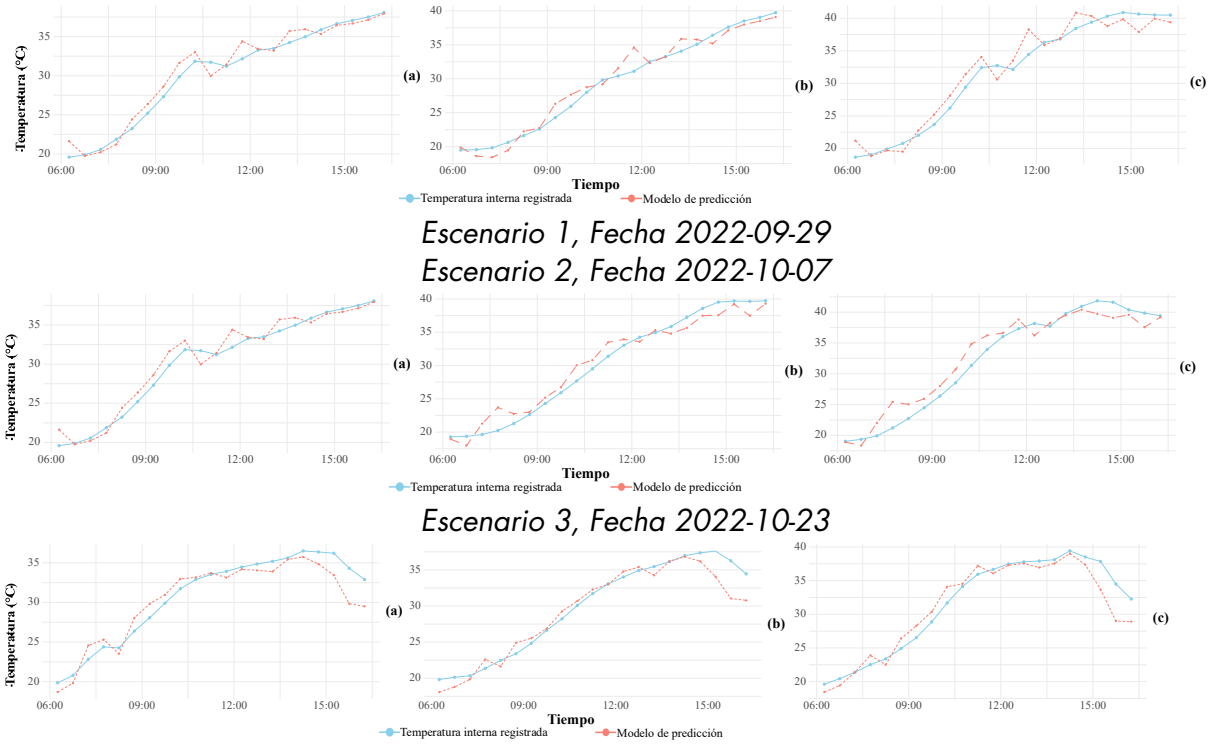


Figura 7. Temperatura interna registrada vs modelo de predicción en la (a) cara lateral (b) cara frontal (c) cara superior para los escenarios.

4. Conclusiones

Las principales conclusiones obtenidas a partir del análisis de los resultados son:

1. Se encontraron correlaciones fuertes entre las temperaturas internas y superficiales del prisma rectangular del concreto, lo que confirma que los datos extraídos de las imágenes térmicas son variables predictoras que pueden apoyar la predicción de la temperatura interna con suficiente exactitud y precisión. La consistencia lineal entre las variables justifica el uso de modelos de regresión lineal como herramienta inicial para el análisis térmico de estructuras de baja complejidad.
2. Entre las variables meteorológicas, la temperatura ambiente y la radiación solar fueron las más influyentes sobre la temperatura interna. No obstante, debido a su colinealidad con la temperatura superficial, no fueron incluidas en los modelos. Se recomienda la validación de su integración en estructuras más complejas.
3. Los modelos de regresión desarrollados mostraron un desempeño destacado ($0.894 < R^2 < 0.935$), confirmado a la temperatura superficial como un predictor robusto del comportamiento térmico del prisma. Estos resultados evidencian el potencial de las imágenes térmicas para estimar condiciones internas de manera no invasiva, contribuyendo a la eficiencia en el monitoreo de salud estructural.
4. Aunque los modelos lograron una buena predicción en esta configuración experimental, su aplicabilidad a otras estructuras requiere validación adicional considerando variables como la geometría, tipo de material y acabado superficial. En estructuras más complejas, se podrían explorar métodos no lineales y técnicas basadas en aprendizaje automático.

5. Referencias

- Zeileis, T. H. (2024). *Diagnostic checking in regression relationships*. https://doi.org/Version 0.9-39
- Abid, S. R., Tayşi, N., & Özakça, M. (2016). Experimental analysis of temperature gradients in concrete box-girders. *Construction and Building Materials*, *106*, 523–532. https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2015.12.144
- Ali, K., & Al-Hameed, A. (2022). Spearman's correlation coefficient in statistical analysis. *Int. J. Nonlinear Anal. Appl*, *13*, 2008–6822. https://doi.org/10.22075/ijnaa.2022.6079
- Arias, M. (n.d.). *REV ELECT ANESTESIAR-VOL 14 (12) :4 Análisis de normalidad. Una imagen vale más que mil palabras*.
- Baldizzoni, E. (2013). Propuesta de Proceso de Transformación de Datos. *Revista Latinoamericana de Ingeniería de Software*.
- Chan, J. Y. Le, Leow, S. M. H., Bea, K. T., Cheng, W. K., Phoong, S. W., Hong, Z. W., & Chen, Y. L. (2022). Mitigating the Multicollinearity Problem and Its Machine Learning Approach: A Review. In *Mathematics* (Vol. 10, Issue 8). MDPI. https://doi.org/10.3390/math10081283
- FLIR Systems. (2024). *FLIR Tools*. https://www.flir.com
- Liu, C., Fan, J., & Xiong, L. (2019). *Research Progress on the Temperature Field of Steel-Concrete Composite Bridge*. https://doi.org/10.1051/e3sconf/2019136040
- López, L. A. y Prieto, S. (2025). *Predicción de la temperatura interna en un prisma rectangular de concreto empleando datos meteorológicos e imágenes térmicas en un modelo de regresión*

[Trabajo de grado, Universidad Industrial de Santander]. Repositorio Institucional Noesis. https://noesis.uis.edu.co/handle/20.500.14071/44966
- R Core Team. (2024). *R: A Language and Environment for Statistical Computing*.
- Renwick, J., & Francis, L. (2021). *Exploration of Principal Component Analysis: Deriving Principal Component Analysis Visually Using Spectra*. 361–375. https://doi.org/10.1177/0003702820987847
- Rovira E, C. (2019). *Teorema del límite central Carles Rovira Escofet*.
- Y. A. Çengel, & Ghajar, A. J. (2020). *Transferencia de calor y masa: fundamentos y aplicaciones* (6th ed.). McGraw Hill Interamericana.

Sobre los autores

- **Luis Alberto López Herrera**: Ingeniero Civil, Universidad industrial de Santander. luis2190153@correo.uis.edu.co
- **Santiago Prieto Angarita**: Ingeniero Civil, Universidad industrial de Santander. santiago2190179@correo.uis.edu.co
- **José Miguel Benjumea Royero**: Ingeniero Civil, Máster en ingeniería civil, Doctor en Ingeniería Civil y Ambiental. Profesor asociado, Universidad industrial de Santander. josbenro@uis.edu.co
- **Óscar Javier Begambre Carrillo**: Ingeniero Civil, Máster en ingeniería civil, Doctor en Ingeniería Civil. Profesor titular, Universidad industrial de Santander. ojbegam@uis.edu.co

---

Los puntos de vista expresados en este artículo no reflejan necesariamente la opinión de la Asociación Colombiana de Facultades de Ingeniería.

Copyright © 2025 Asociación Colombiana de Facultades de Ingeniería (ACOFI)