

Predicción de la temperatura interna de un prisma rectangular de concreto empleando datos meteorológicos e imágenes térmicas en un modelo de regresión.

Luis Alberto López Herrera y Santiago Prieto Angarita

Trabajo de Grado para Optar al Título de Ingeniería Civil

Director

Oscar Javier Begambre Carrillo

Doctor en Ingeniería civil

Codirector

Jose Miguel Benjumea Royero

Doctor en Ingeniería Civil y Ambiental

Universidad Industrial de Santander

Facultad de Ingeniería Físico-Mecánicas

Escuela de Ingeniería Civil

Ingeniería Civil

Bucaramanga

2025

Dedicatoria

A mi abuelo, quien soñó con verme graduado y hubiera dado todo por estar aquí hoy. Aunque la vida no nos permitió compartir este momento, sé que, desde donde esté, sonrío con orgullo. Sus palabras, su amor y sus enseñanzas me han acompañado en cada paso de este camino. Este logro es tanto mío como suyo.

A mi familia, mi refugio y mi mayor inspiración. Mamá, papá y hermano, gracias por estar siempre ahí, por creer en mí, por darme el impulso necesario para llegar hasta aquí. Ustedes han sido mi orgullo y mi ejemplo a seguir en cada decisión, en cada esfuerzo, en cada logro. Sin su amor incondicional y su apoyo incansable, este sueño no habría sido posible.

A mis amigos, aquellos que han dejado una huella imborrable en mi vida y me han enseñado el verdadero valor de la amistad. Cada risa, desafío y momento compartido quedarán para siempre en mi corazón. Sin ustedes este viaje no hubiese sido el mismo. Ustedes hicieron de esta travesía universitaria una aventura legendaria e inolvidable.

Hoy cierro este capítulo con el corazón lleno de gratitud y nostalgia. Ha sido el mejor de mi vida hasta ahora, y aunque decir adiós no es fácil, lo hago con la certeza de que cada experiencia vivida me ha preparado para lo que está por venir. Este no es el final, sino el comienzo de una nueva historia.

Luis López Herrera

A mi madre, Ana Marcela Angarita Macias, por su amor incondicional, por estar siempre pendiente de que nunca me faltara nada para seguir adelante, su apoyo, paciencia y sacrificio han sido fundamentales en este camino.

A mi padre, Juan Carlos Prieto Saumet, por su motivación constante, por impulsarme a dar siempre un poco más y enseñarme que el esfuerzo y la dedicación son la clave para alcanzar mis metas.

A mi hermana, Gabriela Prieto Angarita, por ser mi mayor ejemplo de disciplina y perseverancia, y por ser mi compañía incondicional en cada reto durante este camino.

A mis amigos, quienes hicieron de esta etapa una experiencia inolvidable. Desde la primera clase hasta el último día, compartimos no solo aprendizajes, sino también desvelos, frustraciones, triunfos y risas. Gracias por estar ahí en los momentos difíciles y por celebrar conmigo cada logro, por hacer de este camino algo más llevadero, pero sobre todo más significativo. En especial a Daniela Sanin, Natalia Acevedo y Luis López, por su apoyo incondicional y por demostrarme que la amistad es una de las mayores riquezas que nos deja la universidad.

Con todo mi cariño a mi tía Oliva y a mi nono Juan, quienes, aunque ya no estén físicamente, siempre estuvieron presentes, acompañándome e impulsándome a alcanzar esta meta. Sé que estarían muy orgullosos de mí.

Este logro es tanto de ustedes como mío.

Santiago Prieto Angarita

Agradecimientos

Agradecemos, en primer lugar, a Dios, por ser nuestra guía y permitirnos alcanzar esta meta. A nuestras familias, especialmente a nuestros padres y hermanos, por su apoyo incondicional y motivación constante a lo largo de este camino.

Expresamos nuestra gratitud a los profesores Óscar Javier Begambre y Jose Miguel Benjumea por su valiosa orientación, dedicación y enseñanzas, las cuales fueron fundamentales en el desarrollo de este trabajo.

Finalmente, agradecemos a la Universidad Industrial de Santander, junto con los docentes, compañeros y amigos, por la formación académica recibida, así como por el crecimiento personal y profesional alcanzado durante esta etapa de nuestras vidas.

Tabla de Contenido

	Pág.
Introducción	11
1. Objetivos.....	13
1.1 Objetivo General.....	13
1.2 Objetivos Específicos.....	13
2. Metodología	14
2.1 Organización y preparación de datos.....	16
2.2 Identificación de tendencia en los datos	17
2.3 Correlación entre variables	18
2.4 Análisis de componentes principales (PCA).....	19
2.5 Desarrollo de modelos de regresión.....	20
3. Resultados	23
3.1 Análisis exploratorio de datos.....	23
3.2 Relación y correlación entre variables.....	27
3.3 Análisis de componentes principales.....	30
3.4 Desarrollo y evaluación de modelos de regresión	32
4. Conclusiones	42
Referencias Bibliográfica.....	44

Lista de Tablas

	Pág.
Tabla 1 Descripción y unidades de las variables.	19
Tabla 2 Tamaño final de la muestra según escenario.	23
Tabla 3 Prueba de normalidad, Shapiro-Wilk para las variables del escenario 1.	27
Tabla 4 Modelos de regresión evaluados para los tres escenarios.	32
Tabla 5 Selección de modelos de regresion apropiados.	34
Tabla 6 Análisis de regresión lineal para las 3 caras del escenario 1.	37
Tabla 7 Análisis de regresión lineal para las 3 caras de los escenarios 2 y 3.	39

Lista de Figuras

	Pág.
Figura 1 Prisma rectangular de estudio con las termocuplas embebidas.	14
Figura 2 Prisma de concreto en contacto directo con la placa.	15
Figura 3 Prisma de concreto elevado aproximadamente tres cm sobre dos láminas de icopor.	16
Figura 4 Prisma de concreto separado de la placa mediante dos bloques de concreto.	16
Figura 5 Temperatura interna y temperatura superficial para el escenario 1.	24
Figura 6 Temperatura interna vs temperatura superficial de la cara lateral en el tiempo para el escenario 1.	25
Figura 7 Histograma de temperatura ambiente para el escenario 1.	26
Figura 8 Matriz de correlación para el escenario 1.	28
Figura 9 Varianza explicada por cada componente principal.	31
Figura 10 Contribución porcentual de las variables al primer componente.	32
Figura 11 Diagrama Q-Q de los residuos del modelo 8.	35
Figura 12 Temperatura interna registrada vs modelos de predicción en la cara lateral del escenario 1.	37
Figura 13 Temperatura interna registrada vs modelo de predicción en la (a) cara lateral (b) cara frontal (c) cara superior para el escenario 1.	38
Figura 14 Temperatura interna registrada vs modelo de predicción en la (a) cara lateral (b) cara frontal (c) cara superior para el escenario 2.	40
Figura 15 Temperatura interna registrada vs modelo de predicción en la (a) cara lateral (b) cara frontal (c) cara superior para el escenario 3.	41

Lista de Apéndices

Apéndices adjuntos, pueden ser consultados en la base de datos de la biblioteca UIS

Apéndice A. Variación de la temperatura interna y temperatura superficial en el prisma de concreto.

Apéndice B. Variación de la temperatura interna y temperatura superficial en el tiempo.

Apéndice C. Histogramas de las variables meteorológicas y térmicas.

Apéndice D. Prueba de normalidad Shapiro-Wilk.

Apéndice E. Matriz de correlación.

Apéndice F. Selección de modelos de regresión.

Apéndice G. Temperatura interna registrada vs modelo de predicción ganador.

Resumen

Título: Predicción de la temperatura interna de un prisma rectangular de concreto empleando datos meteorológicos e imágenes térmicas en un modelo de regresión.*

Autor: Luis Alberto López Herrera y Santiago Prieto Angarita.**

Palabras Clave: Temperatura interna, Temperatura superficial, Modelo de regresión lineal, Monitoreo de salud estructural (MSE), Predicción, Cargas térmicas, Datos Meteorológicos.

Descripción: 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 variaciones térmicas en estructuras de concreto generan tensiones que pueden comprometer las propiedades mecánicas del material y a su vez la integridad estructural. La medición de estas variaciones es un reto para la ingeniería civil, pues muchas veces la instrumentación de las estructuras con sensores como termocuplas conlleva costos elevados y posibles intervenciones que podrían requerir modificaciones sobre la estructura. Este estudio, mediante un método no invasivo y eficiente, busca predecir la temperatura interna de un prisma rectangular de concreto a partir de fotos térmicas y datos meteorológicos. Los datos fueron registrados durante un periodo de 30 días bajo tres condiciones de apoyo diferentes, utilizando técnicas de análisis estadístico como análisis de componentes principales y modelos de regresión lineal en el software de código abierto R. Los resultados mostraron que se puede predecir la temperatura interna del prisma mediante modelos de regresión lineal, alcanzando coeficientes de determinación superiores a 0.9, siendo la temperatura superficial la variable con mayor potencial para predecir la temperatura interna en estructuras de concreto de baja complejidad.

* Predicción de la temperatura interna de un prisma rectangular de concreto empleando datos meteorológicos e imágenes térmicas en un modelo de regresión.

** Facultad de Ingenierías Físico Mecánicas. Escuela de Ingeniería Civil. Pregrado. Director: Oscar Javier Begambre Carrillo. Doctor en Ingeniería Civil. Codirector: Jose Miguel Benjumea Royero. Doctor en Ingeniería Civil y Ambiental.

Abstract

Title: Prediction of the internal temperature of a rectangular concrete prism using meteorological data and thermal images in a regression model.*

Author(s): Luis Alberto López Herrera y Santiago Prieto Angarita.**

Key Words: Internal temperature, Surface temperature, Linear regression model, Structural health monitoring (SHM), Prediction, Thermal loads, Meteorological data.

Description: In the current context of climate change and the increasing intensity and frequency of meteorological phenomena, civil engineering faces the challenge of designing resilient and sustainable infrastructure. Thermal variations in concrete structures generate stresses that can compromise the mechanical properties of the material and, in turn, the structural integrity. Measuring these variations is a challenge for civil engineering, as the instrumentation of structures with sensors such as thermocouples often involves high costs and potential interventions that may require modifications to the structure. This study, through a non-invasive and efficient method, aims to predict the internal temperature of a rectangular concrete prism using thermal images and meteorological data. The data was recorded over a 30-day period under three different support conditions, employing statistical analysis techniques such as principal component analysis and linear regression models in the open-source software R. The results showed that the internal temperature of the prism can be predicted using linear regression models, achieving coefficients of determination higher than 0.9. Surface temperature was identified as the variable with the greatest potential for predicting the internal temperature in low-complexity concrete structures.

* Prediction of the internal temperature of a rectangular concrete prism using meteorological data and thermal images in a regression model.

** Faculty of Physical and Mechanical Engineering. School of Civil Engineering. Director: Oscar Javier Begambre Carrillo. PhD in Civil Engineering. Co-director: Jose Miguel Benjumea Royero. PhD in Civil and Environmental Engineering.

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 magnitud, son vulnerables a los efectos térmicos, ya que están sujetas a ciclos de calentamiento y enfriamiento que pueden inducir tensiones internas. Estas tensiones afectan las propiedades mecánicas del material y comprometen su durabilidad e integridad estructural a lo largo del tiempo. (Abid et al., 2016; Fan et al., 2021; Liu et al., 2019; Ngo & Nguyen, 2024; Sheng et al., 2022). Por ello, comprender y estimar el comportamiento térmico del concreto es esencial para su diseño, monitoreo y mantenimiento.

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 una tarea costosa y complicada, especialmente porque se requeriría instrumentar las estructuras con sensores invasivos como termocuplas. Esto resalta la importancia de encontrar métodos alternativos que permitan estimar con precisión la temperatura interna a partir de datos accesibles, como la temperatura superficial y/o las variables meteorológicas, optimizando así los recursos destinados al monitoreo.

El presente trabajo tiene como objetivo principal predecir la temperatura interna de un prisma rectangular de concreto expuesto a la intemperie mediante el desarrollo de modelos lineales de regresión que incluyan registros de temperaturas internas, temperaturas superficiales y variables

meteorológicas. Estos registros fueron tomados durante un periodo de 30 días dentro del marco de investigación del proyecto VIE-UIS 2823 titulado “Sistema piloto para el monitoreo térmico de puentes viga cajón en Colombia”.

Los resultados obtenidos aportarán datos relevantes para comprender la relación entre la temperatura superficial del concreto y su temperatura interna, lo cual puede ser de gran utilidad en la evaluación y monitoreo de estructuras de concreto expuestas a condiciones térmicas variables.

La investigación sigue un enfoque metodológico que incluye la organización y preparación de datos, la identificación de sus tendencias y la correlación entre variables, el análisis de componentes principales, y el desarrollo de modelos lineales de regresión que permitan la predicción de la temperatura interna del prisma rectangular de concreto.

1. Objetivos

1.1 Objetivo General

Predecir la temperatura interna de un prisma rectangular de concreto, empleando modelos de regresión que integren datos experimentales de imágenes térmicas y variables meteorológicas obtenidos en el proyecto de investigación VIE-UIS 2823.

1.2 Objetivos Específicos

Identificar el comportamiento en el tiempo de la temperatura interna y superficial del prisma y de las variables meteorológicas.

Determinar las relaciones y la correlación entre las temperaturas registradas por imágenes térmicas, variables meteorológicas y temperaturas internas mediante el análisis de componentes principales.

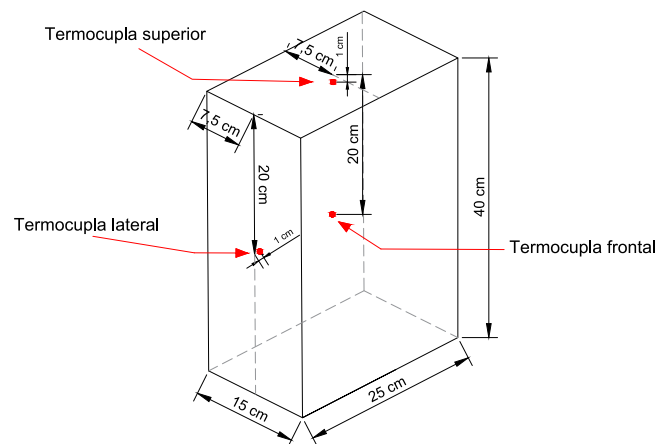
Validar modelos de regresión para predecir la temperatura interna en función de las variables que presenten mayor influencia en la misma.

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, llevado a cabo por un equipo de investigadores del grupo de investigación en materiales de construcción y estructuras INME-UIS de la Universidad Industrial de Santander. En el cual se desarrolló una metodología para medir: la temperatura interna y superficial de un prisma rectangular de concreto en tres puntos de interés asociados a tres caras del prisma y las siguientes variables meteorológicas: temperatura ambiente, velocidad y dirección del viento, radiación solar y precipitación. El prisma rectangular monitoreado se muestra a continuación en la Figura 1.

Figura 1

Prisma rectangular de estudio con las termocuplas embebidas.



La temperatura interna fue obtenida a partir de termocuplas tipo T y medida en tres puntos de interés (cara lateral, cara superior y cara frontal). Mediante el uso de una cámara térmica FLIR C5 y su software asociado, FLIR Tools, se obtuvieron y procesaron fotos térmicas para determinar la temperatura superficial. Las variables meteorológicas como la temperatura ambiente,

precipitación, velocidad y dirección del viento fueron obtenidas de una estación meteorológica Misol ubicada aproximadamente a 3 metros del prisma y la radiación solar se obtuvo de una estación Davis Vantage Pro-2 ubicada a menos de 100 metros del área de estudio.

Cabe mencionar que la variable dirección del viento, al estar referenciada al norte y ser una medida angular que representa una dirección, no resulta pertinente para el análisis del objetivo principal de esta investigación, por lo que no fue incluida en los modelos desarrollados.

Los datos fueron recolectados durante 10 días para 3 diferentes escenarios; desde las 6:15 am hasta las 4:15 pm en franjas de 30 minutos obteniendo 21 registros por día y 210 por escenario.

Para el primer escenario de estudio (Figura 2) el prisma de concreto se ubicó en contacto directo con la placa de la terraza donde se realizó el experimento. Para la segunda condición (Figura 3), se separó el prisma de la placa mediante un aislante térmico (icopor) una distancia de aproximadamente 3 cm. Y finalmente en el escenario 3 (Figura 4) se elevó el prisma de la placa 30 cm apoyándose en 2 bloques de concreto.

Figura 2

Prisma de concreto en contacto directo con la placa.

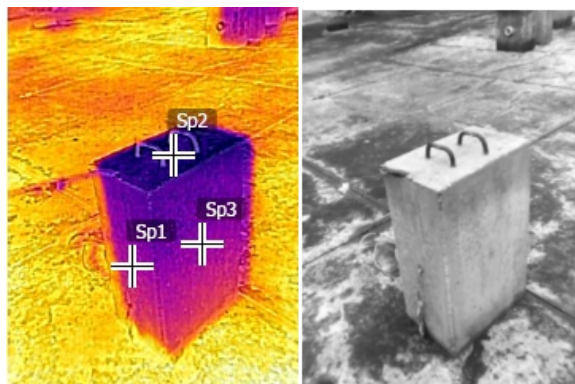


Figura 3

Prisma de concreto elevado aproximadamente tres cm sobre dos láminas de icopor.

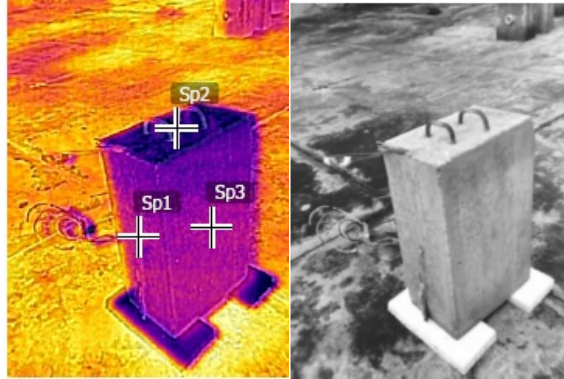
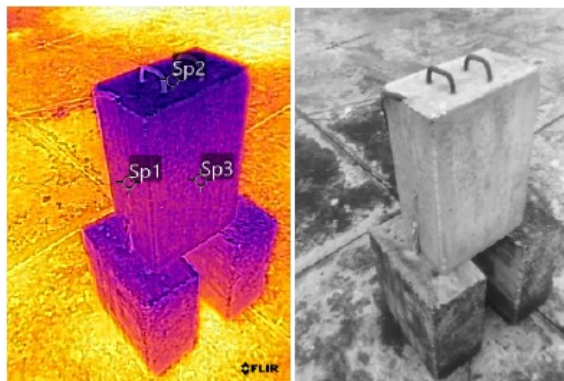


Figura 4

Prisma de concreto separado de la placa mediante dos bloques de concreto.



2.1 Organización y preparación de datos

Los registros fueron compilados y transferidos al lenguaje de programación R (R Core Team, 2024) para su procesamiento. Como primer paso, se realizó una revisión detallada de la base de datos, en la que se identificaron discrepancias en las temperaturas registradas mediante fotos térmicas correspondientes al escenario 2. Para corregir este problema, se reprocesaron las imágenes térmicas utilizando el software FLIR Tools (FLIR Systems, 2024). También se detectaron datos faltantes en intervalos de tiempo aleatorios, los cuales se clasifican como datos

completamente ausentes al azar (MCAR, por sus siglas en inglés, Missing Completely at Random) (Baldizzoni, 2013). Se eliminaron los registros incompletos, lo que permitió reconstruir una base de datos consistente y adecuada para el análisis.

2.2 Identificación de tendencia en los datos

Utilizando las librerías *tidyverse* y *ggplot2* del software R se generaron gráficos de tipo boxplot para comparar visualmente la distribución, variabilidad y la media de las temperaturas internas frente a las temperaturas superficiales para cada cara del prisma de concreto. Así mismo este gráfico permitió identificar si había presencia de datos atípicos en cada variable.

Mediante la biblioteca *ggplot2* del software R, se graficaron las temperaturas internas y superficiales, la temperatura ambiente, la radiación solar y la precipitación en función del tiempo, con el objetivo de identificar tendencias temporales, patrones de comportamiento y posibles relaciones entre las variables estudiadas a lo largo del periodo analizado.

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 la cual se calcula el valor p para determinar si se rechaza la hipótesis nula (los datos siguen una distribución normal). Los valores de p mayores a 0.05 indicarían que no hay evidencia suficiente para rechazar la normalidad (Khatun, 2021).

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 (Arias, n.d.; Rovira E, 2019)

2.3 Correlación entre variables

Para analizar las relaciones entre las variables estudiadas, se calculó el coeficiente de correlación de Spearman (este método fue seleccionado por su robustez ante datos no normales) el cual varía entre 1 y -1, y los dos extremos indican correlaciones directas positivas y negativas. En este artículo, la relación entre dos parámetros se consideró fuerte cuando la magnitud del coeficiente de correlación está entre 0.8 - 1, moderada de 0.5 - 0.79 y débil si los valores están entre 0.01 - 0.49 (Ali & Al-Hameed, 2022; Ortiz Pinilla et al., 2021). Estos coeficientes se reunieron en una matriz de correlación obteniendo una mejor visualización de los parámetros analizados.

La matriz de correlación se determinó y representó gráficamente mediante el paquete *GGally* (función *ggpairs*) y la librería *corrplot* en el software R, lo que permitió visualizar de manera clara las relaciones entre las variables. En la parte superior de la matriz se muestran los coeficientes de correlación numéricos y en la parte inferior los diagramas de dispersión. Una vez calculada, se compararon cada uno de sus coeficientes con el fin de identificar las variables que tienen una correlación fuerte con la temperatura interna del bloque. De igual modo se analizó la dispersión para identificar el tipo de relación presente entre las variables, justificando el uso del modelo de regresión lineal cuando se presentan estos tipos de relación en la matriz.

En la Tabla 1 se describen las variables usadas en la matriz de correlación, en la cual se muestra el nombre de cada variable, una descripción de lo que representa y 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

2.4 Análisis de componentes principales (PCA)

Se empleó el análisis de componentes principales (PCA por sus siglas en inglés), con el fin de reducir la dimensionalidad del conjunto de datos y extraer componentes principales relevantes, (Jolliffe & Cadima, 2016; Renwick & Francis, 2021) que expliquen la variación en las temperaturas internas del prisma de concreto. Este proceso se realizó para cada una de las caras del prisma, pues las variables predictoras de cada cara van a depender de la imagen térmica asociada a la respectiva cara junto con las demás variables meteorológicas.

Las variables predictoras usadas en el PCA fueron: temperatura superficial extraída de la foto térmica, temperatura ambiente, radiación solar, velocidad del viento y precipitación. Haciendo uso de la función PCA de la librería *factoextra* del software R y añadiendo la opción de normalización de las variables se calcularon las componentes principales al conjunto de datos. Seguidamente se calculó la varianza explicada por cada componente para determinar cuántos eran relevantes, y se seleccionaron los componentes principales que explicaron alrededor del 80% de la varianza del conjunto total de datos. Como apoyo a estos resultados, se analizó el gráfico de contribuciones de las variables al primer componente principal, determinando así aquellas que presentan mayor influencia sobre la temperatura interna del prisma.

2.5 Desarrollo de modelos de regresión

Inicialmente, se dividieron los datos en un conjunto de entrenamiento (70%) y otro de prueba (30%). El primero se destinó a la fase de aprendizaje del modelo, y el segundo a su evaluación. Mediante la función *sample* en R se realizó una división aleatoria de los datos, asegurando que la muestra de entrenamiento y prueba sean representativos del conjunto de datos.

Finalmente se desarrollaron y evaluaron modelos de regresión lineal que permitan predecir la temperatura medida por las termocuplas en cada una de las caras del prisma de concreto. Los modelos se basaron en los resultados de la matriz de correlación, análisis de componentes principales y propuestas realizadas por los autores.

Con el fin de determinar si los modelos eran apropiados, se calcularon los niveles de significancia (valor p) de los coeficientes asociados a las variables predictoras, para valores de p

superiores a 0,05 (5%, para un intervalo de confianza del 95%) los predictores podrían eliminarse evitando así incluir variables que no contribuyen significativamente a la predicción (Chan et al., 2022). Así mismo, se tuvieron en cuenta los coeficientes esperados. Por ejemplo, según las leyes de intercambio térmico, se espera que la temperatura ambiente tenga un coeficiente positivo con la temperatura interna (Y. A. Çengel & Ghajar, 2020), lo que significa que un coeficiente negativo sería rechazado.

A continuación, se calculó el coeficiente de determinación (R^2) y la raíz del error cuadrático medio de siglas en inglés (RMSE) para la medición del desempeño de los modelos. Valores de R^2 cercanos a uno y valores bajos de RMSE indican una buena precisión en las predicciones. Los modelos y sus respectivos parámetros se determinaron utilizando la función *lm* (ajuste de modelos lineales) disponible en R.

También se usó el factor de inflación de varianza de siglas en inglés (VIF) en los modelos resultantes para diagnosticar la multicolinealidad. El VIF evalúa si las variables predictoras están correlacionadas entre sí, lo que puede afectar la interpretación y estabilidad del modelo (Chan et al., 2022), determinando si estos son apropiados o no.

Para la evaluación de los supuestos de los modelos, se verificó la normalidad de los residuos mediante gráficos *Q-Q plot*, se realizó también la prueba de heterocedasticidad (Breusch-Pagan) la cual evalúa si la varianza de los residuos es constante. Si esta prueba resulta significativa indica que hay heterocedasticidad, lo que puede afectar la eficiencia de los estimadores. De igual manera se llevó a cabo la prueba de autocorrelación (Durbin-Watson) la cual evalúa si los residuos presentan correlación. Si esta prueba resulta significativa indica que hay correlación y por lo tanto

es necesario aplicar ajustes para corregir estos problemas (Arias, n.d.; A. Zeileis, 2024; Y. A. Çengel & Ghajar, 2020).

Para solucionar dichos problemas con los residuos en caso de presentarse en el modelo, se utiliza el método de errores estándar robustos de siglas en inglés (HAC). Este enfoque permite ajustar los errores estándar de manera que sean robustos frente a ambos problemas sin modificar los coeficientes de regresión. Al aplicar el ajuste HAC el modelo se vuelve resistente a la variabilidad no constante (heterocedasticidad) y a la dependencia en los residuos (autocorrelación) lo que garantiza que las inferencias sobre los coeficientes sean válidas y precisas. De este modo los intervalos de confianza y pruebas de significancia reflejan de manera confiable la relación entre las variables asegurando un modelo válido frente a las distorsiones causadas por problemas en los residuos (Davidson & Monticini, 2014).

Para finalizar con la metodología, mediante la librería *ggplot2* de R, se realizaron gráficos en los que se pueden comparar las mediciones de la temperatura interna con las predicciones realizadas por cada uno de los modelos resultantes, y así visualizar de manera gráfica el desempeño del modelo.

Esta metodología fue aplicada de forma independiente para las tres caras (lateral, superior y frontal) donde se ubicaron las termocuplas dentro del prisma de concreto y las tres condiciones de apoyo (escenarios).

3. Resultados

3.1 Análisis exploratorio de datos

En la Tabla 2 se muestra la cantidad final de registros con los que se desarrolló el análisis, el escenario 1, tuvo un 7.62% de datos perdidos, el escenario 2 un 1.45%, y el escenario 3 un 6.67%, para un total de 33 datos que no se registraron debido a condiciones climáticas. Concluido el análisis y al considerar las características de los datos faltantes (MCAR < 10%), se decidió eliminar aquellos registros con datos incompletos (Khatun, 2021).

Tabla 2

Tamaño final de la muestra según el escenario.

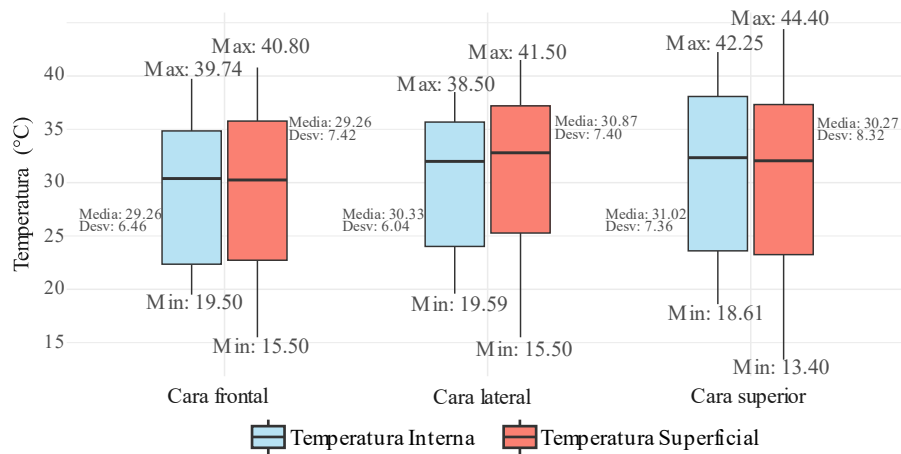
Día	Escenario 1	Escenario 2	Escenario 3
1	19	21	19
2	21	20	21
3	21	21	21
4	21	21	21
5	18	21	18
6	21	19	21
7	16	21	20
8	21	21	19
9	21	21	20
10	15	21	16
Total muestra	194	207	196

En el escenario 1, la temperatura interna media en la cara lateral del prisma de concreto fue de 30.33 °C, con una temperatura mínima de 19.59 °C y máxima registrada de 38.50 °C. Esto evidencia una variabilidad térmica que podría estar influenciada por las condiciones meteorológicas estudiadas y la capacidad térmica del concreto. De manera consistente, las temperaturas superficiales obtenidas mediante la cámara térmica alcanzaron máximos de 41.50

°C, como se puede observar en la Figura 5, reflejando una mayor dispersión en los datos, probablemente debido a una influencia más directa de las variables meteorológicas. De igual forma para los escenarios 2 y 3 las variaciones en la temperatura interna y superficial tuvieron comportamientos similares; las gráficas asociadas se encuentran en el Apéndice A.

Figura 5

Temperatura interna y temperatura superficial para el escenario 1.

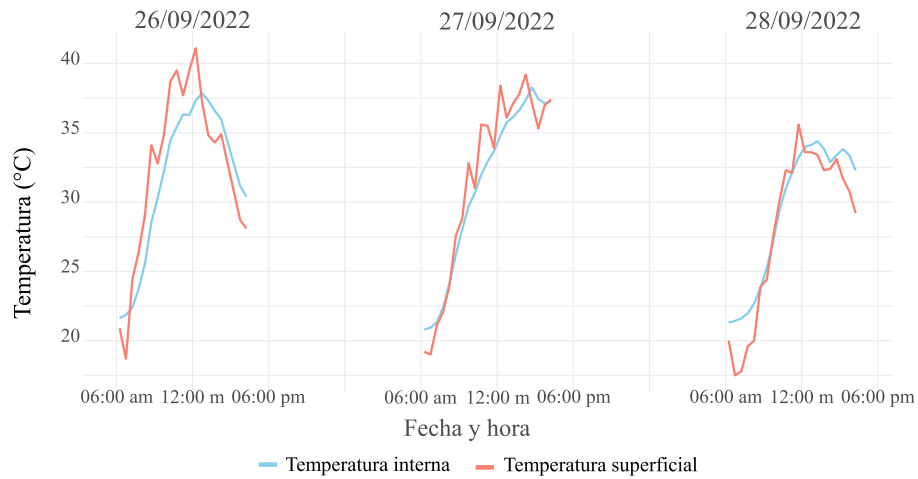


Se identificaron patrones similares entre los tres escenarios, observándose una alta asociación entre las temperaturas internas del prisma y las temperaturas superficiales registradas mediante fotos térmicas. No se detectaron puntos atípicos, lo que sugiere una buena calidad y consistencia en los datos recopilados, con ausencia de errores significativos. En la Figura 6 se muestra la variación de la temperatura interna versus la temperatura superficial en el tiempo para tres de los días del escenario 1 en la cara lateral del prisma de concreto. Las gráficas que muestran la variación de la temperatura interna y superficial a lo largo del tiempo para los tres escenarios y los tres puntos de medición se muestran en el Apéndice B.

Figura 6

Temperatura interna vs temperatura superficial de la cara lateral en el tiempo para el escenario

1.



Las variables meteorológicas monitoreadas permitieron observar patrones que podrían influir en el comportamiento de la temperatura interna del prisma.

La temperatura ambiente, aunque sigue un patrón similar al que describen las temperaturas internas del prisma, se aleja en gran medida de los valores medios de las mismas, presentando valores inferiores.

La velocidad del viento presentó condiciones mayormente calmadas, con una media de 0.332 m/s y un máximo cercano a 1.5 m/s. La radiación solar registró un promedio de 348.1 W/m² y alcanzó un valor máximo de 919.0 W/m² presentando un comportamiento predecible, alcanzando su máximo entre las 11:00 am y la 1:00 pm y disminuyendo al final de la tarde; la precipitación ocurrió de manera esporádica, con registros que no evidenciaron una tendencia clara en relación con los datos de temperatura interna.

En los escenarios 2 y 3, las variables meteorológicas mantuvieron comportamientos similares y cíclicos, consistentes con los patrones observados en el escenario 1 a lo largo del periodo de monitoreo. Sin embargo, en el escenario 3, las medias de las temperaturas internas y superficiales fueron notablemente más bajas en comparación con los escenarios 1 y 2, lo que se relaciona con la disminución de la temperatura ambiente y los niveles de radiación solar registrados durante dicho periodo.

A partir del análisis de los histogramas se puede concluir que ninguna de las variables sigue una distribución normal, tal como se puede observar con el histograma de la temperatura ambiente del escenario 1 en la Figura 7, donde se presenta una distribución asimétrica. Además, se aplicó la prueba de Shapiro-Wilk, corroborando que ninguna de las variables sigue una distribución normal (Tabla 3). Los histogramas correspondientes a las demás variables del escenario 1, así como los de los escenarios 2 y 3 junto con los resultados de la prueba de Shapiro-Wilk, se encuentran disponibles en el Apéndice C y D, donde se deja en evidencia la distribución de cada una de las variables.

Figura 7

Histograma de temperatura ambiente para el escenario 1.

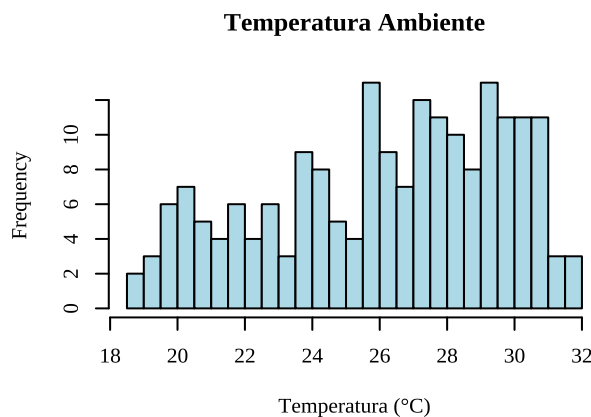


Tabla 3

Prueba de normalidad, Shapiro-Wilk, para las variables del escenario 1.

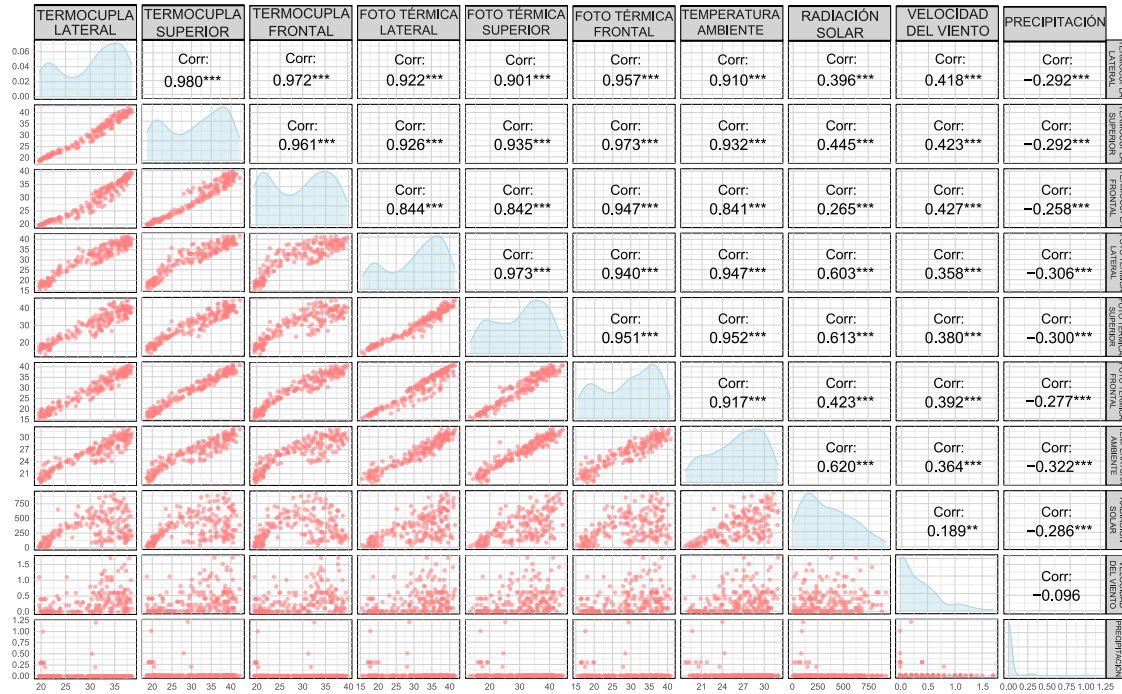
Variable	Valor p	Normalidad
Termocupla lateral	2.89E-10	No Normal
Termocupla superior	2.10E-09	No Normal
Termocupla frontal	3.66E-09	No Normal
Foto térmica lateral	1.06E-09	No Normal
Foto térmica superior	5.37E-07	No Normal
Foto térmica frontal	1.68E-08	No Normal
Temperatura ambiente	4.34E-06	No Normal
Radiación solar	3.66E-06	No Normal
Velocidad del viento	6.53E-14	No Normal
Precipitación	4.32E-28	No Normal

3.2 Relación y correlación entre variables

La Figura 8 presenta la matriz de correlación para las temperaturas internas, las temperaturas superficiales y las variables meteorológicas a modo de ejemplo del escenario 1. La sección triangular superior de la matriz muestra el coeficiente de correlación de Spearman entre dos parámetros. Los símbolos sobre los coeficientes indican el nivel de significancia del valor p : *** ($p < 0.001$), ** ($0.001 \leq p < 0.01$), * ($0.01 \leq p < 0.05$), • ($0.05 \leq p < 0.1$), y ausencia de símbolos ($0.1 \leq p \leq 1$). La sección triangular inferior muestra diagramas de dispersión que permiten evaluar visualmente la naturaleza de la relación (lineal o no lineal) entre cada par de parámetros.

Figura 8

Matriz de correlación para el escenario 1.



De la matriz presentada en la Figura 8, se observa una correlación fuerte entre las temperaturas internas del prisma medidas con termocuplas y las temperaturas superficiales obtenidas a partir de fotos térmicas. Este hallazgo es consistente para las tres caras del prisma: la temperatura de la termocupla lateral y la foto térmica lateral presentan un coeficiente de correlación de 0.922, la temperatura de la termocupla superior y la foto térmica superior un coeficiente de correlación de 0.935 y la temperatura de la termocupla frontal y la foto térmica frontal de 0.947. Así mismo, en los diagramas de dispersión, se identifican patrones lineales claros entre estas variables, lo que refuerza la relación directa entre las mismas. Estos resultados confirman la capacidad de las imágenes térmicas para representar adecuadamente las temperaturas internas del prisma y respalda la implementación de un modelo de regresión lineal para establecer una relación cuantitativa entre ambas variables.

El análisis de correlación revela una alta dependencia lineal entre las variables termocupla lateral, termocupla superior y termocupla frontal, con coeficientes de correlación ($p \geq 0.961$). Estos resultados indican una fuerte asociación entre las temperaturas internas medidas en las diferentes caras del prisma.

Existe una correlación positiva significativa entre la temperatura ambiente y las temperaturas internas y superficiales del prisma. La temperatura ambiente y la temperatura de la termocupla lateral tienen un coeficiente de correlación de 0.910 y con la foto térmica lateral un coeficiente de 0.932. Esto demuestra que la temperatura ambiente influye de manera directa sobre la temperatura del prisma. Sin embargo, la inclusión de ambas variables en un mismo modelo podría generar problemas de colinealidad, afectando los resultados del modelo.

La radiación solar presentó una correlación positiva moderada con las temperaturas superficiales, pero una correlación débil con las temperaturas internas, lo que sugiere que el material del prisma amortigua los efectos directos de la radiación. Por ejemplo, el coeficiente de correlación entre la radiación solar y la temperatura de la termocupla lateral es de 0.396 y entre la radiación solar y la temperatura de la foto térmica lateral es de 0.603. Debido a la débil correlación entre la radiación solar y la temperatura interna del bloque no se considera pertinente desarrollar un modelo donde la variable principal sea la radiación solar, sin embargo, se tendrá en cuenta como variable auxiliar en los modelos de regresión.

La velocidad del viento y precipitación muestran coeficientes de correlación bajos o negativos con las temperaturas tanto interna como superficial del prisma, indicando un impacto limitado. Por ejemplo, entre la velocidad del viento y la temperatura de la termocupla lateral se

presenta un coeficiente de correlación de 0.418 y entre la precipitación y la temperatura de la termocupla lateral de -0.292. A raíz de los pocos eventos de lluvia durante el experimento, la presencia esporádica y a la baja correlación entre la variable dependiente y la precipitación, se cree acertado no considerar la variable precipitación como una predictora en este caso de estudio.

A partir de las relaciones y correlaciones encontradas, es posible definir las variables que tendrán mayor importancia para el desarrollo de los modelos de regresión en las siguientes fases del proyecto. Se identificaron las candidatas para un análisis de componentes principales (PCA), destacando las variables relacionadas con las temperaturas por su alta correlación, ideales para reducir la dimensionalidad y evitar problemas de multicolinealidad en los modelos.

De igual forma para los escenarios 2 y 3, las relaciones entre las temperaturas internas, superficiales y variables meteorológicas fueron similares y muestran un comportamiento esperado como el descrito en esta sección de resultados. Las matrices de correlación asociadas a los escenarios 2 y 3 se encuentran en el Apéndice E.

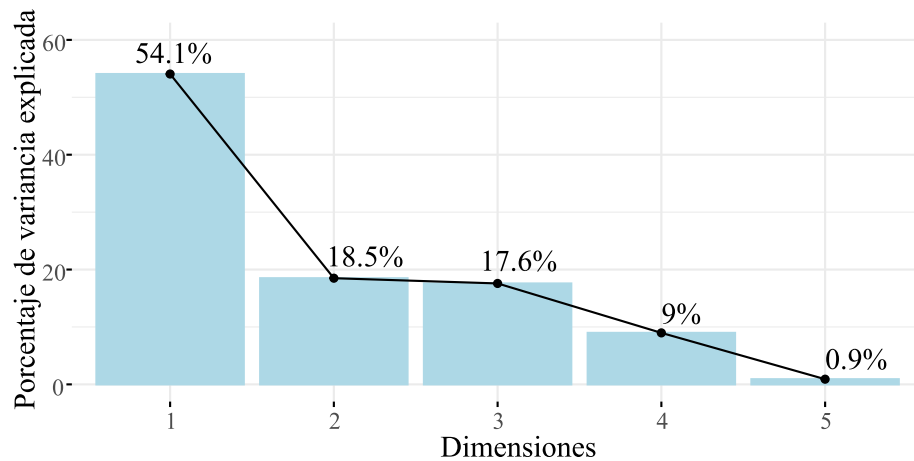
3.3 Análisis de componentes principales

El análisis de componentes principales fue implementado para las variables: foto térmica lateral, temperatura ambiente, radiación solar, velocidad del viento y precipitación para cada uno de los escenarios y las caras del prisma, se ejemplificará con la cara lateral del escenario 1 obteniendo los resultados mostrados a continuación.

A partir de la Figura 9 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%, las cuales fueron suficientes para explicar más del 80% de la variabilidad en los datos.

Figura 9

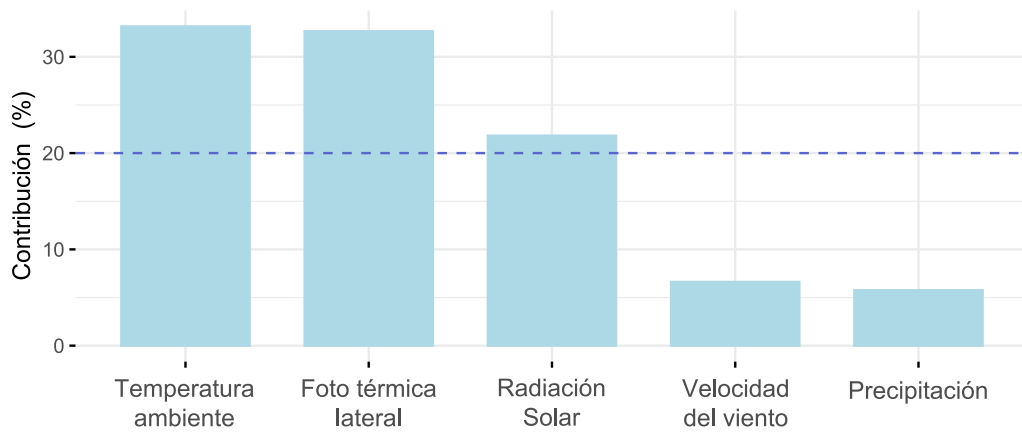
Varianza explicada por cada componente principal.



La Figura 10 muestra las contribuciones porcentuales de las variables al primer componente principal. Las variables temperatura ambiente y foto térmica lateral son las que contribuyen en mayor medida al primer componente, con valores superiores al 30 %. Esto indica que estas variables tienen el mayor peso en la varianza explicada por este componente. Por su parte, la radiación solar muestra una contribución intermedia, de aproximadamente un 20 % siendo también relevante. Cabe destacar que este comportamiento se presenta de manera similar en las demás caras del prisma durante el escenario 1, así como en los escenarios 2 y 3, sin notar diferencias considerables entre estos.

Figura 10

Contribución porcentual de las variables al primer componente.



3.4 Desarrollo y evaluación de modelos de regresión

A modo de ejemplo se presentan los resultados obtenidos en el ajuste del modelo de regresión lineal que predice la temperatura interna en la cara lateral del escenario 1. Dicho modelo fue ajustado utilizando las variables predictoras seleccionadas: foto térmica lateral, temperatura ambiente, radiación solar, velocidad del viento, y las tres primeras componentes principales obtenidas mediante PCA. Los modelos por ensayar se presentan en la Tabla 4.

Tabla 4

Modelos de regresión evaluados para los tres escenarios.

Modelos		
N°	Variable principal	Variabes auxiliares
1	Foto térmica	Temperatura ambiente, radiación solar, velocidad del viento y precipitación
2	Foto térmica	N/A
3	Temperatura ambiente	N/A
4	PCA1	N/A
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

Se procede a determinar los modelos apropiados para continuar con el análisis, aplicando los siguientes filtros en los modelos: R^2 (superiores a 0.9), significancia de las variables ($p < 0.05$), coeficientes esperados y prueba de multicolinealidad ($VIF < 5$). Los resultados de los modelos compatibles se presentan en la Tabla 5. El factor de inflación de varianza (VIF) indica que no es conveniente incluir variables como la temperatura superficial y la temperatura ambiente en el mismo modelo, debido a que presentan colinealidad, este resultado era esperado ya que en la matriz de correlación estas dos variables presentaban altos coeficientes de correlación. El factor de inflación de varianza (VIF) fue calculado únicamente a los modelos seleccionados y a los que aplicaban a la prueba (modelos con al menos dos variables predictoras). En la columna correspondiente a este factor, los modelos no seleccionados se identificaron como “-” y aquellos que no aplicaban como N/A.

Tabla 5

Selección de modelos de regresión apropiados.

Modelos					
N°	R ²	RMSE	Valor <i>p</i> < 0.05	Coef. esperados	VIF
1	0.958	1.42	NO	NO	-
2	0.921	2.04	SI	SI	N/A
3	0.870	2.40	SI	SI	-
4	0.788	3.18	SI	SI	-
5	0.794	3.26	NO	SI	-
6	0.923	1.99	SI	SI	12.04
7	0.949	1.67	SI	NO	-
8	0.925	1.95	SI	SI	1.079
9	0.952	1.59	SI	NO	-
10	0.956	1.51	SI	NO	-
11	0.927	1.90	SI	SI	12.12
12	0.958	1.43	SI	NO	-
13	0.898	2.07	SI	NO	-
14	0.877	2.29	SI	SI	-
15	0.902	1.97	SI	NO	-

En la Tabla 5 se observa que los modelos con un R² más alto (7, 9, 10 y 12) incluyen la radiación solar como variable auxiliar, lo que sugiere que esta variable podría aportar información relevante para predecir la temperatura interna del prisma. Sin embargo, estos modelos no mostraron consistencia ya que, tras el proceso de regresión lineal, el coeficiente asociado a la radiación solar no presentó el signo esperado, pues se anticipaba un valor positivo.

Así mismo, los modelos que incluyen las primeras componentes principales obtenidas del análisis de PCA como variables predictoras no demostraron ser muy efectivos, ya que presentaron valores de R² inferiores en comparación con los demás modelos.

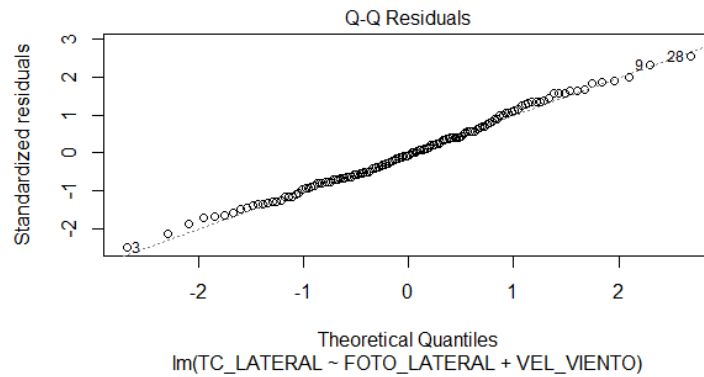
Finalmente, los modelos 8 y 2, que demostraron ser consistentes, presentan valores de R² similares. Esto sugiere desde un punto de vista estadístico, que ambos modelos permiten predecir la temperatura interna del prisma rectangular con igual precisión. La selección de los modelos

apropiados asociados al resto de las caras del escenario 1 y los escenarios 2 y 3 se encuentran en el Apéndice F.

Se continúa con la evaluación de los supuestos sobre el modelo 8, que destaca por presentar un coeficiente de determinación mayor que el modelo 2, indicando un mejor ajuste a los datos. Con base en lo anterior, la Figura 11 muestra un gráfico Q-Q de los residuos del modelo, donde los puntos se alinean con una línea de pendiente 1:1. Esto sugiere que los residuos siguen una distribución aproximadamente normal, cumpliendo así con uno de los supuestos fundamentales para la validez del modelo.

Figura 11

Diagrama Q-Q de los residuos del modelo 8.



Los resultados de las pruebas de diagnóstico para el modelo 8 indican que no hay evidencia de heterocedasticidad ya que la prueba de Breusch-Pagan arrojó un valor de p mayor a 0.05. Sin embargo, la prueba de Durbin-Watson sugiere la presencia de autocorrelación en los residuos, debido a un valor de p menor a 0.05. Los resultados del modelo, tras aplicar la corrección de errores estándar robustos HAC, indican que las variables foto térmica lateral y velocidad del viento son estadísticamente significativas. Esto sugiere que, incluso en presencia de autocorrelación en los

residuos, el modelo captura de manera robusta la relación entre las variables, permitiendo realizar inferencias válidas.

Finalmente, el modelo 8 es representado por la Ecuación (1), con coeficiente de determinación de 0.927, lo que indica que explica el 93% de la variabilidad en la temperatura interna del prisma de concreto. En esta 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 obtenidos mediante el proceso de regresión, los cuales son 0.77079, 6.03918 y 1.14611 respectivamente.

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

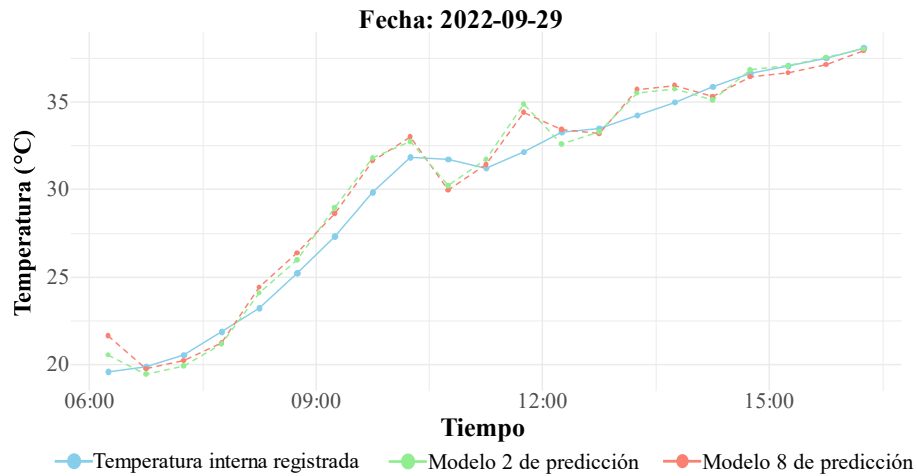
Así mismo el modelo 2, que a diferencia del modelo 8 no incluye la velocidad del viento como variable predictora, está representado por la Ecuación (2). Este modelo demostró ser un buen predictor con coeficiente de determinación de 0.921, lo que indica que el modelo explica el 92% de la variabilidad en la temperatura interna, incluyendo únicamente una variable predictora. Los coeficientes que se obtuvieron para este modelo fueron 5.91353 y 0.78682, los cuales representan a β y α respectivamente en la Ecuación 2.

$$T_i = \beta + \alpha T_s \quad (2)$$

La Figura 12 compara las mediciones de la termocupla lateral con las predicciones realizadas por el modelo 2 y el modelo 8 descritos anteriormente, observando que los dos modelos muestran un desempeño similar. Esto sugiere que ambos modelos son adecuados para predecir la temperatura interna del prisma.

Figura 12

Temperatura interna registrada vs modelos de predicción en la cara lateral del escenario 1.



Se realizó el análisis de regresión lineal en las tres caras del escenario 1 usando los modelos que mejor se ajustaron después de las respectivas pruebas. Los resultados se muestran en la Tabla 6.

Tabla 6

Análisis de regresión lineal para las 3 caras del escenario 1.

Escenario 1				
Termocupla	β	α	γ	R^2
Lateral	6.03918	0.77079	1.14611	0.925
Superior	4.71961	0.84971	1.30081	0.910
Frontal	4.54808	0.84637	-	0.922

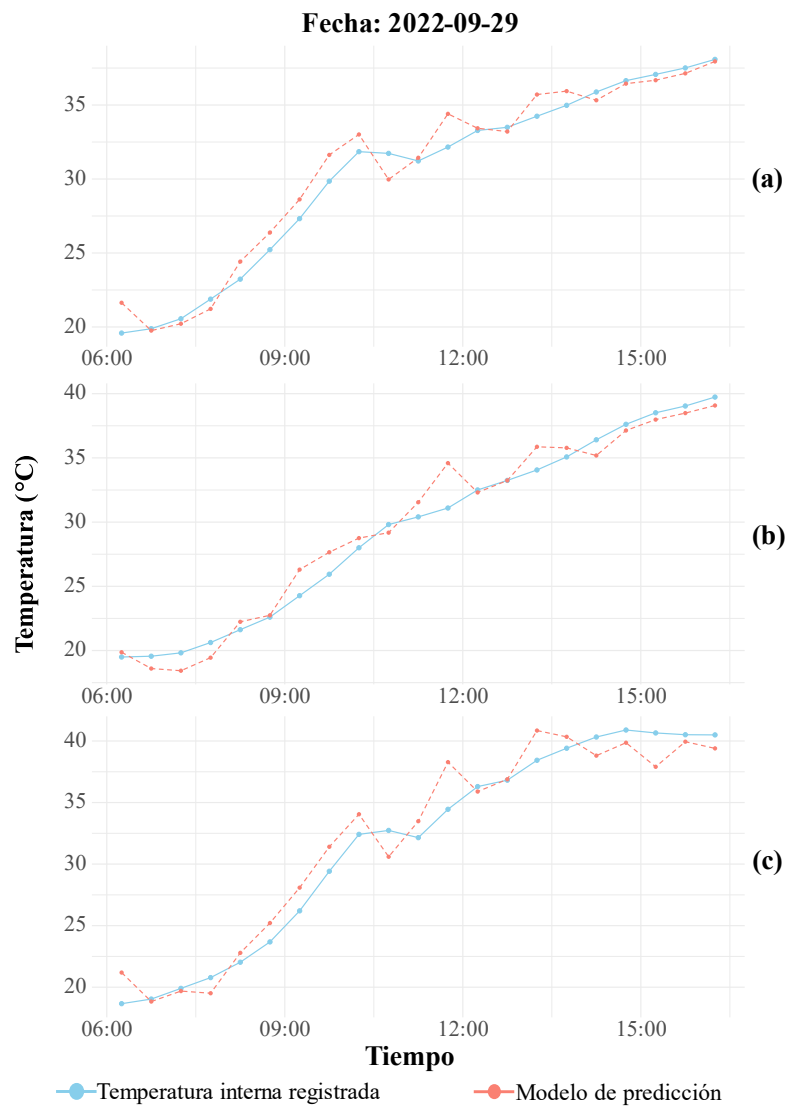
Los resultados de las pruebas de regresión lineal indicaron que el modelo 8 presenta el mejor desempeño en la predicción de la temperatura interna en las termocuplas lateral y superior. No obstante, para la temperatura interna en la termocupla frontal, el modelo 2 obtuvo los mejores indicadores de ajuste una vez validadas las pruebas.

La Figura 13 muestra el comportamiento de los modelos sobre la temperatura interna en cada una de las termocuplas en uno de los días en los que se desarrolló el escenario 1.

Las gráficas correspondientes al resto de los días evaluados en este escenario se presentan en el Apéndice G.

Figura 13

Temperatura interna registrada vs modelo de predicción en la (a) cara lateral (b) cara frontal (c) cara superior para el escenario 1.



Asimismo, los modelos de regresión correspondientes a los escenarios 2 y 3, obtenidos tras aplicar el mismo procedimiento desarrollado para el escenario 1, se presentan en la Tabla 7.

Tabla 7

Análisis de regresión lineal para las 3 caras de los escenarios 2 y 3.

Escenario 2					
Termocupla	β	α	γ	R^2	Mod
Lateral	6.4369	0.7672	1.5766	0.905	8
Superior	5.9217	0.8165	2.0638	0.894	8
Frontal	4.3650	0.8670	-	0.906	2
Escenario 3					
Termocupla	β	α	γ	R^2	Mod
Lateral	5.6853	0.8074	0.8609	0.925	8
Superior	5.3201	0.8640	-	0.932	2
Frontal	4.1377	0.8879	-	0.935	2

En las Figuras 14 y 15 se puede observar el comportamiento de los modelos de predicción para cada una de las caras del prisma durante uno de los días de los escenarios 2 y 3. De igual forma, las gráficas correspondientes al resto de los días evaluados en estos escenarios se presentan en el Apéndice G.

Figura 14

Temperatura interna registrada vs modelo de predicción en la (a) cara lateral (b) cara frontal (c) cara superior para el escenario 2.

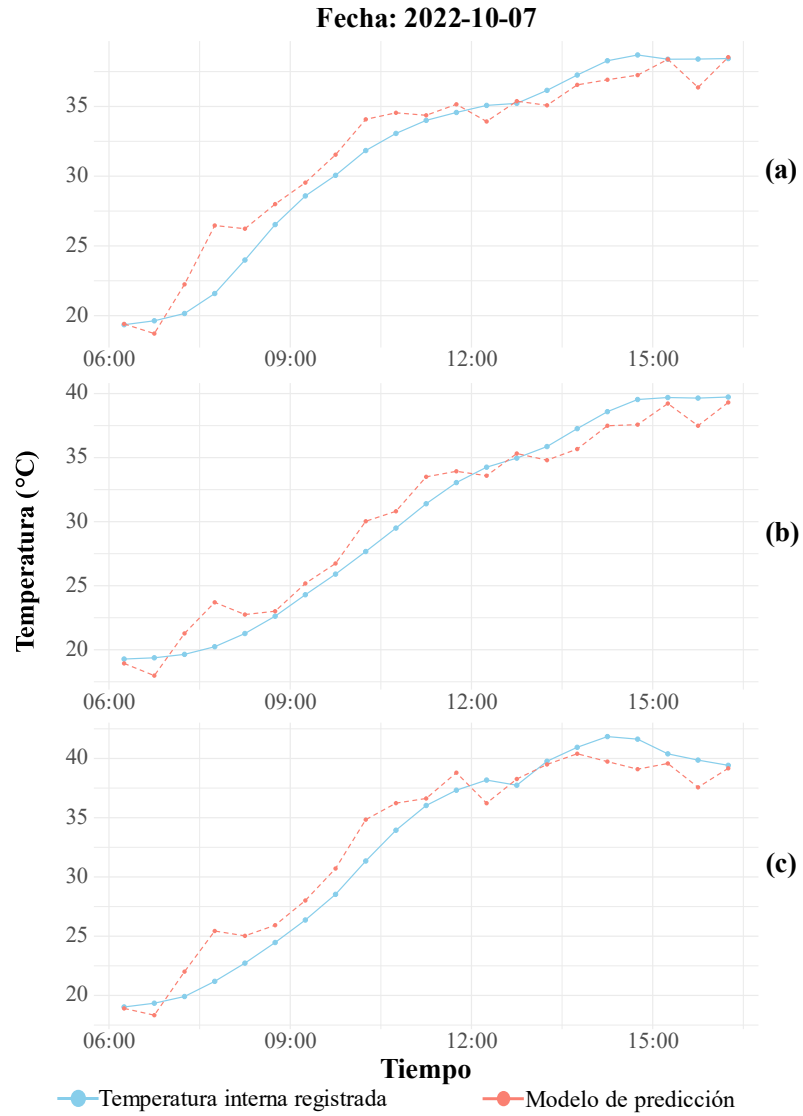
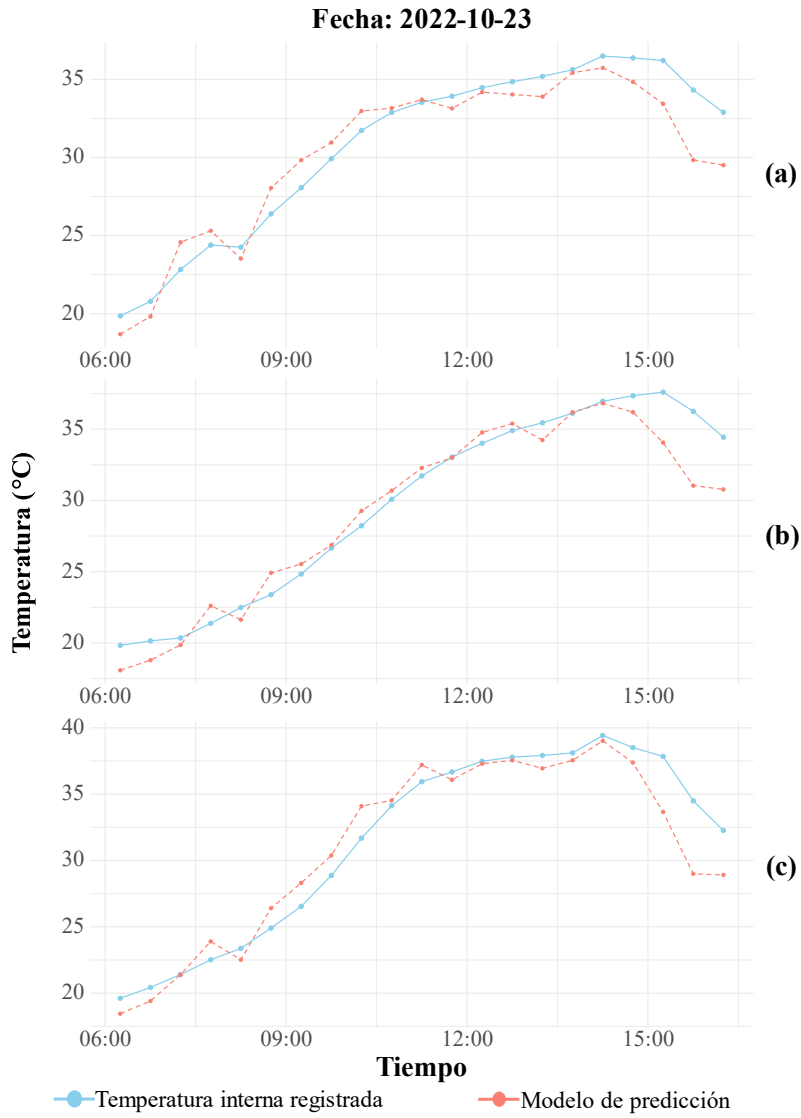


Figura 15

Temperatura interna registrada vs modelo de predicción en la (a) cara lateral (b) cara frontal (c) cara superior para el escenario 3.



4. Conclusiones

El análisis temporal de las variables estudiadas muestra que las temperaturas superficiales del prisma, obtenidas mediante imágenes térmicas, presentan una mayor variabilidad y valores promedio más elevados en comparación con las temperaturas internas. Este comportamiento refleja la influencia significativa de las variables meteorológicas, especialmente la radiación solar, sobre la superficie del prisma, que al interactuar directamente con esta, la hace más sensible a sus efectos. Estos resultados resaltan la importancia de considerar las condiciones meteorológicas al analizar el comportamiento térmico de estructuras de concreto expuestas a la intemperie.

Se identificaron correlaciones fuertes entre las temperaturas internas y superficiales del prisma de concreto, lo que demuestra la capacidad de las imágenes térmicas para predecir adecuadamente las temperaturas internas. La relación lineal consistente entre las variables predictoras y la variable dependiente valida el uso de modelos de regresión lineal como una primera herramienta para predecir el comportamiento térmico interno del concreto en estructuras de baja complejidad.

Entre las variables meteorológicas estudiadas, la radiación solar y la temperatura ambiente fueron las más influyentes sobre la temperatura interna del prisma, presentando correlaciones lineales moderadas y altas, respectivamente. Sin embargo, su dependencia lineal con la temperatura superficial impidió su inclusión directa en los modelos de regresión, por lo cual se recomienda incorporar estas variables en futuros estudios usando técnicas más avanzadas.

Los modelos de regresión lineal desarrollados para predecir la temperatura interna del prisma presentaron un excelente desempeño, con coeficientes de determinación superiores a 0.9. Esto confirma que la temperatura superficial, en conjunto con las variables meteorológicas, son predictores robustos del comportamiento térmico del prisma rectangular de concreto.

Los resultados obtenidos demuestran que las temperaturas superficiales, por sí solas, poseen un alto potencial para estimar con precisión la temperatura interna del prisma de concreto, validando el uso de imágenes térmicas y modelos de regresión lineal como una primera herramienta para el monitoreo térmico, dando un primer avance en la optimización de recursos destinados al monitoreo de salud estructural y ofreciendo una alternativa no invasiva para predecir las condiciones internas que puedan afectar la integridad de las estructuras.

Los modelos desarrollados lograron estimar la temperatura interna del prisma rectangular de concreto con suficiente exactitud (89.4 - 93.5%). Sin embargo, es importante mencionar que estos modelos son específicos para los datos recolectados del prisma rectangular de concreto y, por lo tanto, su aplicabilidad está limitada a esta configuración particular. Para evaluar su validez en otras estructuras, será necesario investigar cómo la geometría, el tipo y acabado de material y otros factores pueden afectar los coeficientes y las variables predictoras. En trabajos futuros, se sugiere explorar técnicas avanzadas de modelado, como enfoques no lineales o métodos que involucren lenguajes de aprendizaje autónomo.

Referencias Bibliográfica

- A. Zeileis, T. H. (2024). *Diagnostic checking in regression relationships*. [https://doi.org/Version 0.9-39](https://doi.org/Version0.9-39)
- 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 ANESTESIAS-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>
- Davidson, R. ;, & Monticini, A. (2014). *Heteroskedasticity and Autocorrelation Consistent Bootstrapping*. <https://hdl.handle.net/10419/170609>
- Fan, J. S., Liu, Y. F., & Liu, C. (2021). Experiment study and refined modeling of temperature field of steel-concrete composite beam bridges. *Engineering Structures*, 240. <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2021.112350>
- FLIR Systems. (2024). *FLIR Tools*. <https://www.flir.com>
- Jolliffe, I. T., & Cadima, J. (2016). Principal component analysis: A review and recent developments. In *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical*

- and Engineering Sciences* (Vol. 374, Issue 2065). Royal Society of London.
<https://doi.org/10.1098/rsta.2015.0202>
- Khatun, N. (2021). Applications of Normality Test in Statistical Analysis. *Open Journal of Statistics*, 11(01), 113–122. <https://doi.org/10.4236/ojs.2021.111006>
- 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>
- Ngo, D. Q., & Nguyen, H. C. (2024). Monitoring and analysis of temperature distribution in reinforced concrete bridge box girders in Vietnam. *Case Studies in Construction Materials*, 20. <https://doi.org/10.1016/j.cscm.2024.e02857>
- Ortiz Pinilla, J., Felipe, A., & Rico, O. (2021). ¿Pearson y Spearman, coeficientes intercambiables? Pearson and Spearman, interchangeable coefficients? In *Comunicaciones en Estadística Febrero* (Vol. 14, Issue 1).
- 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*.
- Sheng, X., Zhou, T., Huang, S., Cai, C., & Shi, T. (2022). Prediction of vertical temperature gradient on concrete box-girder considering different locations in China. *Case Studies in Construction Materials*, 16. <https://doi.org/10.1016/j.cscm.2022.e01026>
- Y. A. Çengel, & Ghajar, A. J. (2020). *Transferencia de calor y masa: fundamentos y aplicaciones* (6th ed.). McGraw Hill Interamericana.