



Análisis y Predicción de la Resistencia a la Compresión del Hormigón

Análisis de Regresión

Docente: Amelida Pinedo Sanchez

Lin Chiu Chen Yang¹,
Suvieta Moyehuara Carlos²

May 2024

Universidad Nacional de Ingeniería

Facultad de Ingeniería

Económica, Estadística y Ciencias Sociales

FIEECS

Abstract

En este informe se presenta un análisis de regresión para la predicción de la resistencia del concreto, utilizando un conjunto de datos disponible en Kaggle, proporcionado por la Universidad Chung-Hua, Taiwan [3]. El conjunto de datos consta de 8 variables de entrada que incluyen componentes como el cemento, la escoria granulada de alto horno, las cenizas volantes, el agua, los superplastificantes, el contenido de aire, el agregado grueso y el agregado fino. La variable de salida es la resistencia a la compresión del concreto, medida en megapascuales (MPa).

Se emplearon varios modelos de regresión para identificar las relaciones entre las variables de entrada y la resistencia del concreto. El objetivo principal fue desarrollar un modelo predictivo fiable que permita estimar la resistencia del concreto con base en sus componentes y proporciones. Los métodos de regresión lineal y otras técnicas avanzadas como la regresión múltiple fueron evaluados en términos de precisión y robustez.

Los resultados obtenidos muestran que el modelo predictivo basado en regresión puede estimar con precisión la resistencia a la compresión del concreto, proporcionando una herramienta valiosa para ingenieros y profesionales en la construcción. Este análisis contribuye a una mejor comprensión de los factores que afectan la resistencia del concreto y ofrece un enfoque sistemático para optimizar las mezclas de concreto en la práctica ingenieril.

Keywords: Regression analysis, Ingeniería civil, Concrete Strength .

1 Introducción

El hormigón de alta resistencia (CAR) es, hoy en día, uno de los materiales de construcción más utilizados entre los los utilizados en todo el mundo. Fabricación a partir de una serie de componentes básicos: agua, cemento, áridos. (fino y grueso) y añadiendo una serie de aditivos, cuyas proporciones determinan en gran medida su propiedades mecánicas futuras. De todas las resistencias a la compresión a los 28 días es la más utilizada para control de calidad [1]. Desde principios del siglo XX se han desarrollado modelos empíricos por diversos autores que relacionar esos parámetros con la resistencia final [1, 2]. Sin embargo, las correlaciones obtenidas generalmente son bastante bajas.

1.1 Planteamiento del Problema

En la ingeniería civil, la resistencia a la compresión del concreto es una propiedad fundamental que determina su capacidad para soportar cargas. La capacidad de predecir con precisión esta resistencia es crucial para diseñar estructuras seguras y eficientes. Sin embargo, la resistencia del concreto está influenciada por múltiples factores, incluyendo las proporciones de sus componentes (cemento, agua, agregados, aditivos, etc.) y las condiciones de curado.

Tradicionalmente, la predicción de la resistencia del concreto se ha basado en ensayos experimentales, que pueden ser costosos y demorados. Con el avance de las técnicas estadísticas y de machine learning, se han desarrollado métodos más sofisticados para modelar y predecir esta propiedad a partir de los datos de composición del concreto.

El problema específico a abordar en este informe es desarrollar un modelo predictivo confiable para la resistencia a la compresión del concreto utilizando técnicas de análisis de regresión. Este

modelo debe ser capaz de estimar la resistencia del concreto basado en ocho variables de entrada, que son los componentes principales de la mezcla de concreto.

1.2 Objetivos de la Investigación

- 1. **Desarrollar un modelo predictivo:** Crear un modelo de regresión que pueda predecir la resistencia a la compresión del concreto basado en sus componentes.
- 2. **Identificar factores influyentes:** Determinar cuáles variables de entrada afectan significativamente la resistencia del concreto.
- 3. **Evaluar modelos:** Comparar diferentes modelos de regresión para encontrar el que proporcione la mayor precisión.
- 4. **Optimización de mezclas:** Utilizar el modelo desarrollado para sugerir mezclas óptimas de concreto que alcancen una resistencia específica.

2 Metodología

2.1 Recopilación de datos

Utilizar el conjunto de datos de Kaggle donado por la Universidad Chung-Hua, que contiene 1030 muestras con 8 variables de entrada y 1 variable de salida.

Variable	Descripción
Cemento	La cantidad de cemento, en kg/m^3 de mezcla
Escoria de alto horno	Medida en kg/m^3 , utilizado como aditivo para mejorar su durabilidad
Cenizas volantes	Puede mejorar las propiedades de resistencia a la compresión en kg/m^3
Agua	Agente de hidratación en kg/m^3 , influye en la trabajabilidad del hormigón
Superplastificante	Este aditivo se agrega al hormigón para mejorar su fluidez en kg/m^3
Agregado Grueso	Partículas inertes que se mezclan con el agua para formar el hormigón en kg/m^3
Agregado Fino	Partículas inertes que se mezclan con el agua para formar el hormigón en kg/m^3
Edad	El tiempo de curado del hormigón, expresado en días
Resistencia	Variable de interés en megapascuales (MPa) y representa la capacidad del hormigón para resistir fuerzas de compresión

Table 1: Descripción de las Variables: todas son variables cuantitativas

Con R observamos que no hay ningún dato ausente

2.2 Análisis exploratorio de datos

2.3 Desarrollo del modelo

Ecuación de regresión

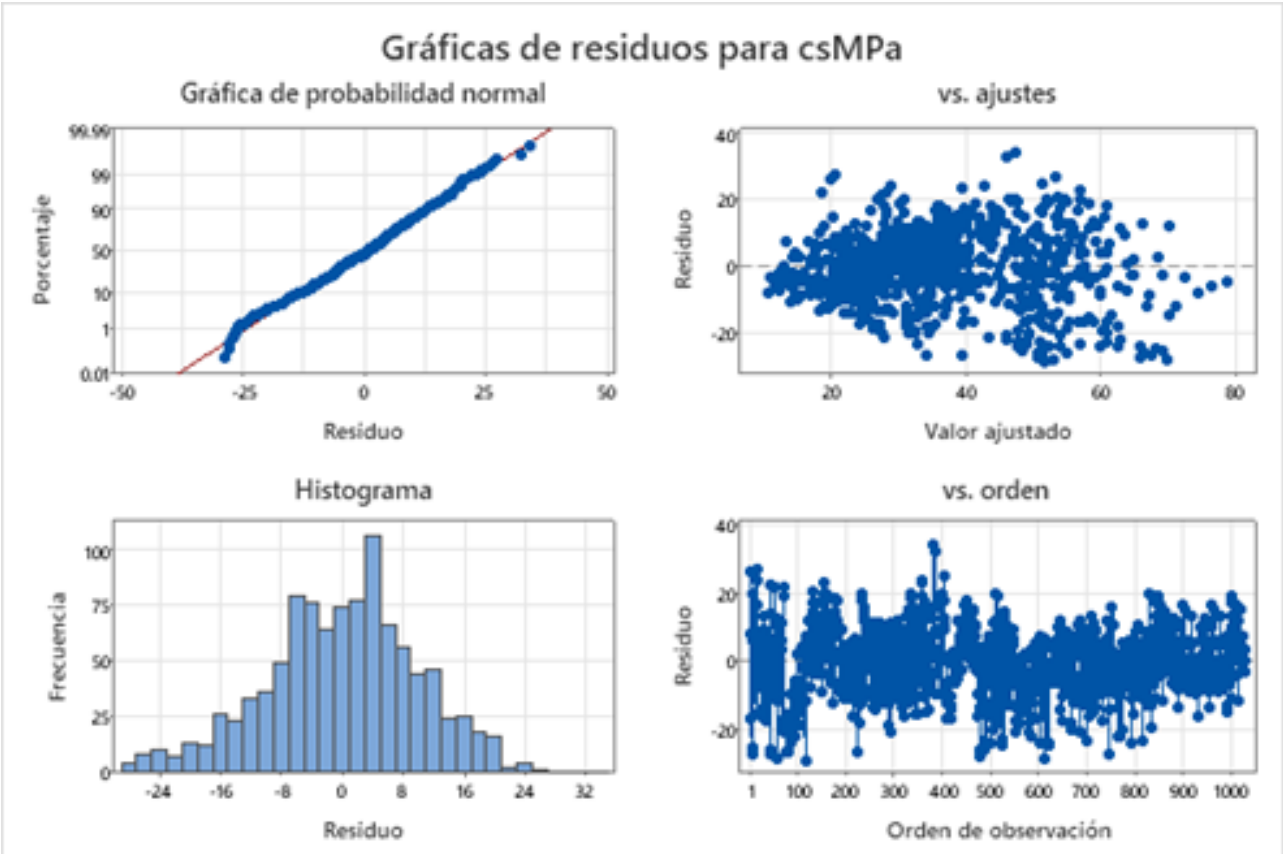
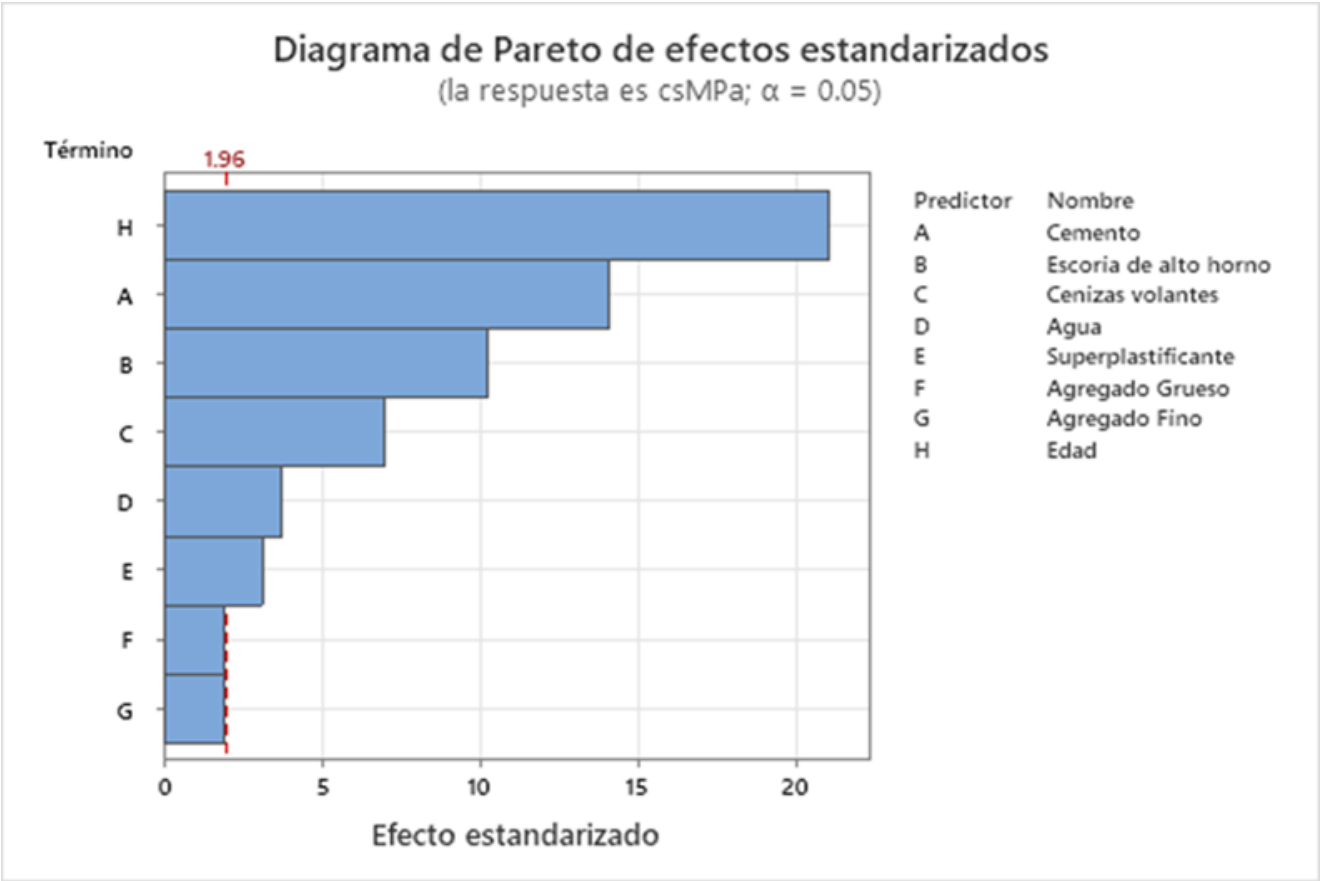
$$\begin{aligned} \text{csMPa} = & -23.3 + 0.11980 \text{ Cemento} + 0.1039 \text{ Escoria de alto horno} + 0.0879 \text{ Cenizas volantes} \\ & - 0.1499 \text{ Agua} + 0.2922 \text{ Superplastificante} + 0.01809 \text{ Agregado Grueso} \\ & + 0.0202 \text{ Agregado Fino} + 0.11422 \text{ Edad} \end{aligned}$$

Resumen del modelo

S	R-cuadrado	R-cuadrado(ajustado)	PRESS	R-cuadrado (pred)	AICc	BIC
10.3991	61.55%	61.25%	112899	60.69%	7758.14	7807.30

Análisis de Varianza

Fuente	GL	SC	Sec.	Contribución	SC Ajust.	MC Ajust.	Valor F	Valor p
Regresión	8	176762		61.55%	176762	22095.3	204.32	0.000
Cemento	1	71173		24.78%	21539	21539.0	199.17	0.000
Escoria de alto horno	1	22961		8.00%	11356	11356.0	105.01	0.000
Cenizas volantes	1	21639		7.53%	5281	5281.1	48.83	0.000
Agua	1	11458		3.99%	1506	1505.7	13.92	0.000
Superplastificante	1	1374		0.48%	1058	1058.1	9.78	0.002
Agregado Grueso	1	256		0.09%	401	401.0	3.71	0.054
Agregado Fino	1	1		0.00%	385	384.9	3.56	0.059
Edad	1	47902		16.68%	47902	47901.8	442.95	0.000
Error	1021	110413		38.45%	110413	108.1		
Falta de ajuste	983	109280		38.05%	109280	111.2	3.73	0.000
Error puro	38	1133		0.39%	1133	29.8		
Total	1029	287175		100.00%				



2.4 Evaluación del modelo

- a) **Gráfica de probabilidad normal:** Los puntos se alinean aproximadamente con la línea roja, indicando que los residuos siguen razonablemente una distribución normal, aunque hay algunas desviaciones en los extremos.
- b) **Residuos vs. ajustes:** Los residuos están dispersos de manera bastante uniforme alrededor de cero sin un patrón claro, sugiriendo que el modelo se ajusta bien a los datos y que la varianza de los residuos es constante.
- c) **Histograma de residuos:** La forma del histograma se asemeja a una distribución normal, con una ligera asimetría a la derecha, lo cual es aceptable en la mayoría de los casos.
- d) **Residuos vs. orden de observación:** Los residuos parecen estar distribuidos de manera aleatoria sin una tendencia clara a lo largo del tiempo, indicando que no hay autocorrelación en los residuos.

2.5 Validación y optimización

References

- [1] Adekunle P. Adewuyi, Ismaila A. Sulaiman, and J. O. Akinyele. Compressive strength and abrasion resistance of concretes under varying exposure conditions. 7(1), Jan 2017.
- [2] Michael A. Caldarone. *High-Strength Concrete: A Practical Guide*. Sep 2008.
- [3] I-Cheng Yeh. Concrete Compressive Strength. UCI Machine Learning Repository, 2007. DOI: <https://doi.org/10.24432/C5PK67>.