



**Incorporación del Aprendizaje Automático para la Predicción
de la Capacidad Portante en Vigas de Concreto Presforzado
Dañadas por Corrosión**

TESIS

QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE
DOCTOR EN CIENCIAS EN INGENIERÍA QUÍMICA

Presenta:

ARTURO ZALAPA DAMIÁN

Director de Tesis:

Dr. José María Ponce Ortega

Co-Directora:

Dra. Elia Mercedes Alonso Guzmán

Agosto de 2021.



Índice de Contenido

Resumen	I
Abstract.....	II
CAPÍTULO 1	1
I. INTRODUCCIÓN.....	1
1. Introducción.....	1
1.1 Justificación	2
1.2 Planteamiento del problema	2
1.3 Objetivo general	3
1.4 Objetivos particulares	3
CAPÍTULO 2	4
II. MARCO TEÓRICO	4
2.1 Cemento Portland.....	5
2.1.1 Clasificación del cemento.....	6
2.1.2 Producción del cemento.....	11
2.1.3 Componentes químicos del cemento	13
2.1.4 Mecanismos de transporte en el concreto.....	15
2.1.5 Hidratación del cemento	16
2.2 Concreto hidráulico.....	17
2.2.1 Tipos de concreto de acuerdo con su unidad de peso.....	20
2.2.2 Tipos de concreto de acuerdo con su función.....	20
2.2.3 Tipos de concreto de acuerdo con su resistencia a la compresión.....	21
2.2.4 Relación agua/cemento (a/c)	22
2.3 Concreto reforzado.....	23
2.3.1 Acero de refuerzo	24
2.4 Agrietamiento	26
i. Patrones de agrietamiento	27
ii. Grietas de aislamiento	28
iii. Profundidad de grieta	28
iv. Ancho de grieta	28
v. Actividad de las grietas	28
2.5 Concreto Presforzado.....	29



2.5.1 Comparación entre el concreto reforzado y el concreto presforzado	30
2.6 Corrosión en estructuras de concreto	32
2.6.1 Condiciones para la generación de la corrosión	33
2.6.2 Proceso electroquímico de la corrosión.....	35
2.6.3 Función del concreto como electrolito	36
2.6.4 Condiciones para la presencia de corrosión	37
2.6.5 Ataque por sulfatos.....	38
2.6.6 Carbonatación.....	38
2.7 Modelos analíticos	40
2.8 Modelos de aprendizaje automático.....	43
2.8.1 Clasificación	43
2.8.2 Regresión	45
2.8.3 Modelos en ingeniería civil	46
CAPÍTULO 4	49
IV. METODOLOGÍA.....	49
4. Metodología.....	50
CAPÍTULO 5	54
V. RESULTADOS.....	54
5. Resultados.....	55
CAPÍTULO 6	76
VI. CONCLUSIONES.....	76
6. Conclusiones.....	77
CAPÍTULO 7	79
VII. REFERENCIAS	79
7. Referencias	80



Índice de Tablas

Tabla 1. Clasificación del cemento de acuerdo con sus componentes.	8
Tabla 2. Descripción de las clasificaciones del cemento.....	8
Tabla 3. Clasificación del cemento de acuerdo con su clase resistente.....	9
Tabla 4. Clasificación del cemento de acuerdo con sus características especiales.	9
Tabla 5. Componentes que los cementos deben cumplir.....	10
Tabla 6. Límites aproximados de la composición del cemento Portland (Neville, 2010)....	14
Tabla 7. Clasificación del concreto de acuerdo con su peso unitario.....	20
Tabla 8. Clasificación del concreto de acuerdo con su resistencia a la compresión.	21
Tabla 9. Clasificación del acero de refuerzo según su esfuerzo de fluencia (SCT).	25
Tabla 10. Condiciones para la presencia de corrosión en el acero de refuerzo en el concreto.	33
Tabla 11. Carga y momento resistente de cada viga analizada.	58
Tabla 12. Resumen de datos utilizados para generar el modelo, obtenidos mediante mediciones.....	59
Tabla 13. Resumen de datos utilizados para generar el modelo, obtenidos mediante mediciones.....	64
Tabla 14. Datos recopilados para predicción de la resistencia a la compresión en morteros base cemento, mediante Machine Learning.	70



Índice de Figuras

Figura 1. Esquema de la fabricación del cemento Portland.	12
Figura 2. Procesos de transporte en el concreto (Paschmann 1995, en Böhni 2005).	15
Figura 3. Corrugaciones en el acero de refuerzo del concreto.	24
Figura 4. Pretensado longitudinal.	29
Figura 5. Colado de elemento presforzado.	30
Figura 6. Condiciones para la presencia de corrosión en el acero de refuerzo.	34
Figura 7. Corrosión como proceso electroquímico (Hunkeler 1994, en Böhni 2005).	34
Figura 8. Función del concreto como ceda electroquímica.	36
Figura 9. Diagrama de condiciones para que se presente la corrosión en el concreto reforzado.	37
Figura 10. Clasificador diseñado para separar los datos de entrenamiento en dos clases.	45
Figura 11. Línea de ajuste de regresión.	46
Figura 12. Geometría de las vigas utilizadas.	50
Figura 13. Geometría de las vigas utilizadas.	50
Figura 14. Caracterización de grietas ocasionadas por corrosión.	51
Figura 15. Diagrama de la aplicación de la carga a flexión.	52
Figura 16. Diagrama de cortante.	52
Figura 17. Diagrama de cortante.	52
Figura 18. Relación entre la pérdida de masa y la capacidad remanente de la carga estructural (Torres-Acosta y Martínez-Madrid), 2003, en Zalapa, 2016)	56
Figura 19. Relación entre la pérdida de sección o masa y el ancho máximo de grieta (Torres-Acosta y Martínez-Madrid, 2003, en Zalapa, 2016).	57
Figura 20. Diagrama de coordenadas paralelas, conjunto total de datos.	60
Figura 21. Diagrama de coordenadas paralelas normalizado, conjunto total de datos.	61
Figura 22. Matriz de confusión para el conjunto total de datos.	61
Figura 23. Diagrama de coordenadas paralelas, conjunto sin datos atípicos.	62
Figura 24. Diagrama de coordenadas paralelas normalizado, conjunto total de datos.	63
Figura 25. Modelo de predicción de la resistencia a la compresión en morteros.	69



Incorporación del Aprendizaje Automático para la Predicción de la Capacidad Portante en Vigas de Concreto Presforzado Dañadas por Corrosión

Por: M.C. Arturo Zalapa Damián

Resumen

El objetivo de este trabajo es el de predecir la capacidad portante de vigas de concreto presforzado, sujetas a un proceso acelerado de corrosión, incorporando técnicas de Aprendizaje Automático. Después de la recolección de datos, los resultados fueron utilizados para modelar el comportamiento de las vigas al esfuerzo de flexión, y así predecir su capacidad carga última, considerando la posición, el largo y el ancho de las grietas generadas por el proceso de corrosión, así como la disminución de la capacidad portante del elemento. Este estudio presenta el análisis de vigas de concreto presforzado inducidas a un proceso acelerado de corrosión con edad de 363 días, conectadas a un galvanostato durante 62 y 121 días. Se analizaron los datos de seis vigas, cinco de ellas se usaron para entrenar el modelo y la sexta se utilizó como testigo para llevar a cabo la comparación de los datos arrojados por el modelo con los datos reales. Los resultados mostraron que el modelo de Bagged Trees se ajusta mejor a los datos reales. Los datos reales fueron comparados con dos diferentes análisis; para el primero los datos atípicos no fueron eliminados, a diferencia del segundo, donde éstos fueron removidos mediante un estudio estadístico. Obteniendo porcentajes de error relativo de 15.18% y 14.59%, correspondientes a dos predicciones de carga final: 144 kg y 1126 kg. Lo que corresponde a un momento de resistencia de las vigas de 650 T-m, y 506.7 T-m respectivamente, tomando el segundo como valor final, ya que se encuentra del lado de la seguridad estructural.

Palabras clave: Flexión, presforzado, concreto, corrosión, aprendizaje automático.

Dirigido por: Dr. José María Ponce Ortega y Dra. Elia Mercedes Alonso



Involving Machine Learning in Predicting Bearing Capacity in Prestressed Concrete Beams Subjected to Accelerated Corrosion

By M.S. Arturo Zalapa Damián

Abstract

This work aims to study the prediction of bearing capacity of prestressed concrete beams subjected to accelerated corrosion process using Machine Learning (ML) techniques. After data collection, the results were used to model the behavior of flexural stress, and predict their final load capacity, considering position, length, and width of the cracks generated by corrosion as well as loss of bearing capacity. The study presents an analysis of 363 days old beams damaged by corrosion, connected to a galvanostat for 62, and 121 days to make faster the process. Six beams were analyzed; five of them were used to train the model, the other works as a basis to compare the results thrown by the model with the real data. After the treat, the results showed that Bagged Trees Model fits better to real data, it was seen that removing atypical data improves the correlation of predicted and real data. The actual data were compared with two different prediction analyzes; for the first one, the atypical data were not removed; in the second one, the atypical data were eliminated with a statistical analysis. Obtaining relative error percentages of 15.18%, 14.59%, presenting two predictions: final load of 1444 kg and 1126 kg. Which means a resistant moment of 650 T-m, and 506.7 T-m respectively, taking as a prediction the second value in the safe side.

Keywords: Bearing, prestressed, concrete, corrosion, machine-learning.

Supervised by Dr. José María Ponce Ortega and Dra. Elia Mercedes Alonso



CAPÍTULO 1

I. INTRODUCCIÓN



1. Introducción

El concreto es el material más utilizado en la industria de la construcción, con una producción mundial anual de 10 mil millones de toneladas [1]. Neville y Brooks [2] definen al concreto como todo producto o masa elaborada con material cementicio. Su utilización se da en gran medida por el gran desempeño que presenta en combinación con el acero de refuerzo. Este material proporciona al acero protección contra el proceso de la corrosión, esto debido a su pH altamente alcalino alrededor de 13 [3], lo que genera una capa de pasivación que rodea y protege al acero. Sin embargo, una vez que se pierde esta capa pasivadora, ya sea por la presencia de cloruros o sulfatos en el ambiente o en la misma mezcla de concreto, se abre paso al proceso de la corrosión en el acero de presfuerzo.

Anteriormente se tenía la idea de que las estructuras elaboradas con concreto y acero de refuerzo llegaban a tener una vida útil ilimitada [4]. Sin embargo, la corrosión en elementos de concreto presforzado conduce a daños severos, los cuales influyen en la vida útil de las estructuras ocasionando degradación estructural, el cual es un problema importante a nivel mundial [5]. Cuando se genera corrosión en el acero embebido, éste genera óxidos, lo que ocasiona que haya un aumento en su volumen, esto promueve la aparición de grietas en el concreto por el volumen de óxidos que no puede ser contenido por una matriz cerámica, que no soporta los esfuerzos de tensión debido a estas expansiones. Es por ello que la discusión acerca de cómo predecir el grado de corrosión en el acero embebido en el concreto lleva ya varias décadas [6].

En el caso de las estructuras de concreto podemos diferenciar tres diferentes tipos: concreto presforzado (CPF), concreto reforzado (CR) y concreto postensado (CPT). El concreto presforzado es altamente utilizado en el área de la construcción debido a las diferentes propiedades que otorga al desempeño de las estructuras, tales como rigidez, alta capacidad de carga, y disminuye la generación de grietas comparado con elementos no pretensados[7]. Sin embargo, es importante analizar el comportamiento del acero de presfuerzo bajo condiciones de corrosión ya que algunos autores [8] reportaron que el uso de acero de presfuerzo puede acelerar el proceso de corrosión, induciendo con ello la aparición de grietas en el concreto.



El proceso de corrosión en estructuras de concreto presforzado suele darse en periodos de tiempo largos, es por ello por lo que en general los estudios de laboratorio se acelera el proceso mediante técnicas electroquímicas. Los resultados que se obtienen de este tipo de pruebas ayudan a entender el fenómeno de la corrosión sin tener que esperar años a que el proceso se lleve a cabo de manera natural.

Sin embargo, uno de los grandes retos al obtener datos experimentales es darles una correcta interpretación, y sobre todo poder utilizar la información para generar modelos que ayuden a predecir el comportamiento de un fenómeno a futuro, así como analizar la mayor cantidad de datos y modelos para lograr aminorar el uso experimental de elementos elaborados con concreto, esto pensando en la contaminación que la elaboración de este material produce al medio ambiente, esencialmente al obtenerse el clínker, el cual es un tema recurrente y un problema que se ha estudiado desde hace mucho tiempo, de acuerdo a Chundawat et al. [9] una tonelada de clínker genera más de 800-820 kg de CO₂.

1.1 Justificación

La falta de información sobre el fenómeno de corrosión, en elementos de concreto presforzado, da paso a la necesidad de un modelo matemático que ayude a predecir, mediante la aparición de grietas, la pérdida de capacidad portante de la estructura generada por las mismas. Este modelo puede servir para la toma de decisiones estratégicas a través de la planificación óptima para la reparación de los elementos de concreto.

1.2 Planteamiento del problema

La propuesta de este trabajo es la de modelar el proceso de corrosión en estructuras de concreto presforzado y concreto reforzado para la toma de decisiones de acuerdo con la vida útil del elemento, es decir, tener las herramientas suficientes para determinar si una estructura tiene la capacidad de seguir prestando el servicio para el cual fue diseñado, si se requiere una intervención correctiva o si es necesario sustituir el elemento. Todo esto mediante estrategias de simulación.



1.3 Objetivo general

El objetivo general del presente proyecto de investigación es desarrollar un modelo mediante la implementación del Aprendizaje Automático (*Machine Learning*) que ayude a prevenir posibles fallas estructurales en elementos de concreto presforzado y concreto reforzado dañados por corrosión.

1.4 Objetivos particulares

- Realizar pruebas mecánicas en elementos de concreto presforzados a flexión e identificar la pérdida de capacidad de portante, ocasionada por la corrosión del acero de refuerzo.
- Cuantificar la pérdida de masa en los elementos de acero embebidos en el concreto.
- Medir el agrietamiento ocasionado en el concreto por la expansión del metal al corroerse.
- Generar un modelo que ayude a predecir el comportamiento mecánico de los elementos de concreto reforzado al ser atacados por el fenómeno de la corrosión.
- Utilizar el modelo generado para la toma de decisiones que permitan un óptimo uso de recursos tanto económicos como humanos.



CAPÍTULO 2

II. MARCO TEÓRICO



2.1 Cemento Portland

De acuerdo a la norma mexicana N-CMT-2-02-001/02 [10], el cemento Pórtland es un conglomerante hidráulico que al ser hidratado se solidifica y endurece. Se obtiene mediante un proceso industrial, pulverizando a un grado de finura determinado una mezcla fría de arcilla y materiales calcáreos, previamente sometida a cocción, que se denomina clínker Pórtland, al cual se le adiciona sulfato de calcio como anhidrita (CaSO_2), yeso ($\text{CaSO}_4 \cdot 2\text{H}_2\text{O}$) o hemihidrato ($\text{CaSO}_4 \cdot 1/2\text{H}_2\text{O}$), para regular el tiempo de fraguado. Según las propiedades que se requieran o para auxiliar la molienda, además se le pueden incorporar otros materiales como:

- Puzolanas que son materiales naturales, artificiales o subproductos industriales silíceos o silicoaluminosos, o una combinación de ambos, los cuales no endurecen por sí mismos, pero finamente molidos, reaccionan en presencia de agua a la temperatura ambiente con el hidróxido de calcio y forman compuestos con propiedades cementantes. Proceden de algunas de las tierras diatomáceas, horstenos opalinos, pizarras, tobas y pómez, así como de diferentes productos de calcinación y de algunas de las arcillas más comunes como la montmorilonita y la caolinita. Dentro de estos materiales se consideran las cenizas volantes que se obtienen de los quemadores de centrales termoeléctricas alimentadas con carbones pulverizados, mediante la precipitación electrostática o por captación mecánica de los polvos que acompañan a los gases de combustión.
- Escoria granulada de alto horno, es decir, el residuo no metálico que se obtiene en el alto horno por la fusión de minerales de fierro, enfriado bruscamente con agua o vapor y aire, compuesto principalmente por silicatos y aluminosilicatos cálcicos.
- Humo de sílice, que es una puzolana muy fina constituida esencialmente por sílice amorfa, obtenida como un subproducto de la fabricación de silicio o aleaciones con arco eléctrico de ferro-silicio.
- Caliza, que es un mineral de naturaleza orgánica de origen mineral carbonatado, compuesto principalmente por carbonatos de calcio en forma de calcita.



Singh y Middendorf [11] mencionan que del 5-7% de las emisiones de CO₂ responsables del calentamiento global, son emitidas por la producción de cemento Portland, además este proceso consume grandes cantidades de energía.

Por otra parte se ha estudiado que una tonelada de cemento genera una tonelada de dióxido de carbono [12]. Por lo que es de suma importancia estudiar y mejorar el proceso de elaboración de este material, ya sea de manera experimental o mediante modelos matemáticos que ayuden a predecir el resultado final de los experimentos. Esto sin dejar de lado los productos que se general como desecho en el proceso de elaboración del cemento, tales como cenizas volantes, cenizas de fondo, escoria de alto horno, metacaolín, entre otros [13].

2.1.1 Clasificación del cemento

De acuerdo a la American Society for Testing and Materials (ASTM) [14] el cemento se clasifica en los siguientes tipos.

Cemento Tipo I

Apropiado para todos los usos donde no se requieren las propiedades específicas de otros cementos. Su empleo en concreto incluye pavimentos, pisos, puentes, tanques, embalses, tuberías, edificación, unidades de mampostería y productos de concreto prefabricado entre otras cosas.

Cemento Tipo II y Tipo II (MH): Moderada resistencia a sulfatos y al calor de hidratación

Se puede utilizar en estructuras normales y en miembros expuestos a suelos o agua subterránea donde la concentración de sulfatos o el calor proveniente de la hidratación sean más altos de lo normal, pero no severos.

Este cemento tiene propiedades de moderada resistencia a sulfatos porque contiene no más del 8% de aluminato tricálcico. Para controlar el ataque al concreto se debe emplear



el cemento tipo II acompañado de uso de baja relación agua – material cementante y baja permeabilidad.

Cemento Tipo III: Altas resistencias iniciales

Ofrece alta resistencia a edades tempranas, normalmente una semana o menos. Este es similar al cemento Tipo I y a excepción de que sus partículas se muelen más finamente, por lo que es usado cuando se necesita remover las cimbras (encofrados) lo más temprano posible o cuando la estructura será puesta en servicio rápidamente.

Cemento Tipo IV: Para lograr bajo calor de hidratación

Se usa donde se deba minimizar la tasa y cantidad de calor generado por la hidratación. Por lo tanto, este cemento desarrolla la resistencia en una tasa más lenta que los otros tipos. Se puede usar en estructuras de concreto masivo donde la alta temperatura deriva del calor generado durante el endurecimiento y este deba ser minimizado.

Cemento Tipo V: Alta resistencia a sulfatos

Se utiliza en concretos expuestos a la acción de severa de sulfatos, principalmente donde el suelo y el agua subterránea contienen gran concentración de estos. La alta resistencia a los sulfatos de este cemento se atribuye al bajo contenido de aluminato tricálcico, no excediendo el 5%.

El uso de baja relación solvente/materiales cementantes y baja permeabilidad son fundamentales para el desempeño de cualquier estructura expuesta a los sulfatos. De lo contrario, incluso el concreto con cemento tipo V es incapaz de soportar una exposición severa a los sulfatos.

En México, el cemento se clasifica de acuerdo a la norma mexicana NMX – 411 – ONNCCE – 2017 [15], los cementos se clasifican de acuerdo con sus componentes como es mostrado en la Tabla 1.



Tabla 1. Clasificación del cemento de acuerdo con sus componentes.

Tipo	Denominación
CPO	Cemento Portland Ordinario
CPP	Cemento Portland Puzolánico
CPEG	Cemento Portland Con Escoria Granulada De Alto Horno
CPC	Cemento Portland Ordinario
CPS	Cemento Portland Con Humo De Sílice
CEG	Cemento De Escoria Granulada De Alto Horno

La Tabla 2 presenta las descripciones de cada una de las clasificaciones del cemento.

Tabla 2. Descripción de las clasificaciones del cemento.

Tipo	Descripción
CPO	El producido mediante la molienda del clínker Pórtland y sulfato de calcio. Cuando el proyecto no establezca el tipo de cemento Pórtland por usar en cada caso, se entenderá que se trata de cemento Tipo CPO.
CPP	El que resulta de la molienda conjunta del clínker Pórtland, puzolanas y sulfato de calcio.
CPEG	El producido mediante la molienda conjunta del clínker Pórtland, escoria granulada de alto horno y sulfato de calcio.
CPC	El que se obtiene de la molienda conjunta del clínker Pórtland, puzolanas, escoria de alto horno, caliza y sulfato de calcio. En este tipo de cemento la caliza puede ser el único componente adicional al clínker Pórtland con el sulfato de calcio
CPS	El que resulta de la molienda conjunta del clínker Pórtland, humo de sílice y sulfato de calcio.
CEG	El producido mediante la molienda conjunta del clínker Pórtland, sulfato de calcio y mayoritariamente escoria granulada de alto horno.



Por su clase resistente a la compresión, los cementos se clasifican como se muestra en la Tabla 3. Donde el valor indica la resistencia en *MPa* y la letra R indica *Rápido*.

Tabla 3. Clasificación del cemento de acuerdo con su clase resistente.

20
30
30 R
40
40 R

Por sus características especiales los cementos se clasifican como se muestra en la Tabla 4.

Tabla 4. Clasificación del cemento de acuerdo con sus características especiales.

RS Resistente a los Sulfatos
BRA Baja Resistividad Álcali Agregado
BCH Bajo Calor de Hidratación
B Blanco



La Tabla 5 presentan los porcentajes de los componentes que los cementos deben cumplir.

Tabla 5. Componentes que los cementos deben cumplir.

Tipo	Denominación	Componentes (% en masa)					
		Clínker Portland + Sulfato de Calcio	Escoria granulada de alto horno	Materiales puzolánicos	Humo de sílice	Caliza	Minoritarios
CPO	Cemento Portland Ordinario	95 – 100	---	---	---	---	0 – 5
CPP	Cemento Portland Puzolánico	50 - 94	---	6 - 50	---	---	0 – 5
CPEG	Cemento Portland con Escoria Granulada de Alto Ahorno	40- 94	6 - 60	---	---	---	0 – 5
CPC	Cemento Portland con Humo de Sílice	50 - 94	6 - 35	6 - 35	1 -1 0	6 - 35	0 – 5
CPS	Cemento Portland con Humo de Sílice	90 - 99	---	---	1 - 10	---	0 – 5
CEG	Cemento con Escoria Granulada de Alto Horno	20 - 39	61 - 80	---	---	---	0 - 5



2.1.2 Producción del cemento

El cemento Portland se produce al pulverizar clínker, el cual consiste principalmente de silicatos de calcio hidratados. Además, el clínker contiene aluminatos de calcio y aluminoferritas de calcio uno o más formas de sulfatos de calcio (yeso) que se integran con el clínker para formar el producto final.

Es importante que los materiales con los que se elabora el cemento portland contengan cantidades apropiadas de calcio, sílice, alúmina, y componentes de hierro.

A continuación se describe el proceso de obtención del cemento, basado en lo mencionado por Neville y Brooks (2010) [2]. El proceso de producción consiste esencialmente en moler las materias primas hasta obtener un material realmente fino, mezclándolas en proporciones predeterminadas quemándolas en un gran horno giratorio a una temperatura aproximada de 1400 °C cuando el material se sinteriza y se fusiona parcialmente con el clínker. Después, el clínker se enfría y se muele hasta obtener un polvo fino, con yeso añadido, dando como resultado el cemento Portland que conocemos de manera comercial.

El mezclado y la molienda de la materia prima puede llevarse a cabo en la presencia de agua o en condiciones secas; es por ello que a dichos procesos se les llama comúnmente proceso en húmedo y proceso en seco. La mezcla es vertida en un horno giratorio, el cual algunas veces (en el proceso en húmedo) tiene un diámetro de siete metros y una longitud de 230 metros. Dicho horno debe colocarse de manera que se encuentre un poco inclinado. La mezcla se alimenta desde el final en la parte superior mientras que el carbón pulverizado (u otra fuente de calor) es suministrado por una corriente de aire en la parte inferior del horno, donde la temperatura debe alcanzar aproximadamente 1500 °C. La cantidad de carbón requerido para la generación de una tonelada de cemento es de entre 100 kg y 350 kg, dependiendo del proceso usado. En la actualidad, el gas y otros materiales combustibles son usados.

Mientras que la materia prima se mueve hacia abajo del horno, la temperatura aumenta de manera progresiva, con lo que se generan varios cambios químicos a través del horno: primero, el agua presente es expulsada y se libera CO₂ a partir del carbonato de calcio.



Más adelante, la materia seca sufre una serie de reacciones químicas, hasta que, finalmente en la parte más caliente del horno, alrededor del 20 al 30 por ciento de los materiales se convierten en líquido, y la cal, sílice y alúmina se recombinan. La masa entonces se fusiona en esferas, de 3 a 25 mm de diámetro, a lo que conocemos como clínker.

En el siguiente paso de este proceso el clínker cae en los enfriadores, los cuales proporcionan medios para un intercambio de calor con el aire posteriormente utilizado para la combustión del carbón pulverizado. El clínker enfriado es material muy duro, el cual se integra con el yeso con la finalidad de prevenir un asentamiento espontáneo del cemento. El material molido, que es cemento, tiene tantas partículas como 1.1×10^{12} por kilogramo.

Un solo horno de diseño moderno (usando un proceso en seco) puede llegar a producir hasta 6200 toneladas de clínker al día.

La Figura 1 presenta un esquema del proceso de fabricación del cemento.

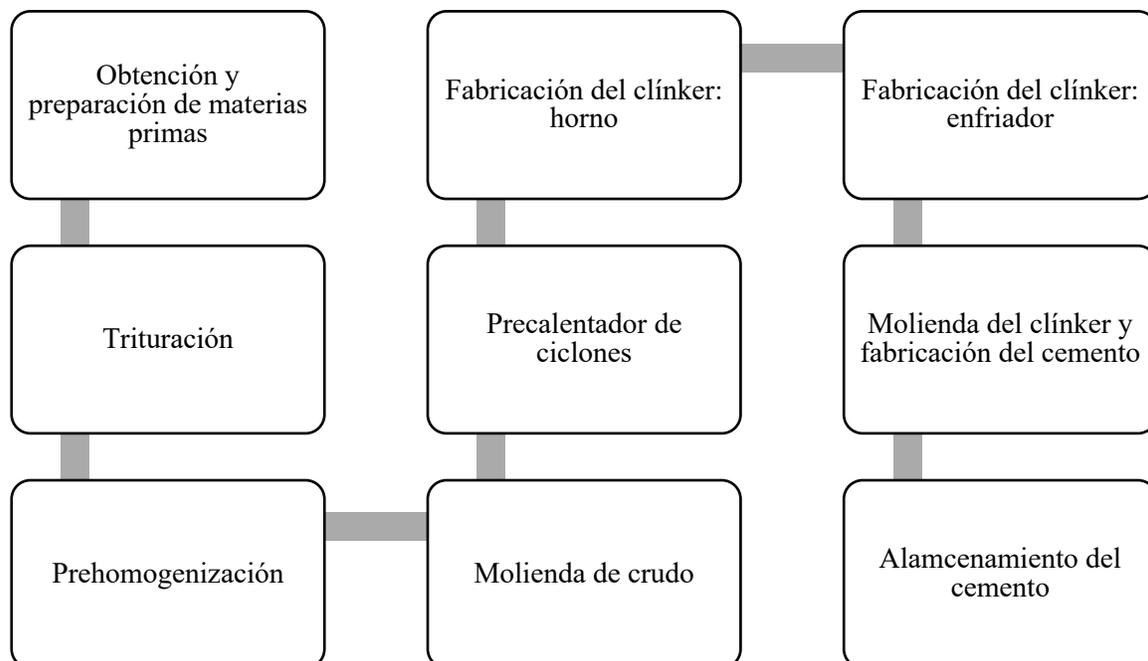


Figura 1. Esquema de la fabricación del cemento Portland.



2.1.3 Componentes químicos del cemento

La composición química del cemento está dada en términos de contenido de óxidos. Se suelen considerar cuatro compuestos como los componentes principales del cemento, los cuales se presentan a continuación:

- Óxido de calcio CaO (C)
- Sílice SiO₂ (S)
- Alúmina Al₂O₃ (A)
- Óxido de hierro Fe₂O₃ (F)

El cemento Portland presenta cuatro fases principales:

- Alita (silicato tricálcico) 3CaO*SiO₂ = C₃S
- Belita (silicato dicálcico) 2CaO*SiO₂ = C₂S
- Celita (Aluminato tricálcico).....3CaO*Al₂O₃ = C₃A
- Felita (aluminoferrita tetracálcica) 4CaO*Al₂O₃*Fe₂O₃ = C₄AF

Las características de desarrollo de la resistencia del cemento dependen principalmente de la alita y la belita, las cuales constituyen alrededor del 75% del cemento. La alita (C₃S) endurece con rapidez y tiene una influencia importante sobre el tiempo de fraguado y la resistencia temprana.

Por otra parte, la belita (C₂S) reacciona lentamente con el agua y durante los primeros 28 días contribuye poco a la resistencia mecánica y lo hace substancialmente en etapas posteriores.

La celita (C₃A) por el contrario, reacciona rápidamente con el agua y puede causar fraguado rápido, indeseable a menos que se emplee un agente como el yeso. Sin embargo, la celita es benéfica en la producción del cemento ya que facilita la combinación de cal y sílice.

Por último, la felita (C₄AF) reacciona con velocidad variable, probablemente en función de la composición química, está presente en el cemento en cantidades pequeñas comparada



con los otros tres elementos, y no afecta el desempeño del concreto de manera considerable; sin embargo, reacciona con el yeso para formar sulfoferrita de calcio, cuya presencia puede acelerar la hidratación de los silicatos. Es por ello por lo que la cantidad de yeso añadido al clinker es crucial, y depende del contenido de C_3A y del contenido de alkali del cemento.

En adición a los componentes antes mencionados, existen otros que se encuentran en menor proporción, tales como MgO , TiO_2 , Mn_2O_3 , K_2O , y Na_2O ; su presencia representa un porcentaje bajo de la masa del cemento. Sin embargo, dos de estos componentes resultan de interés, los óxidos de sodio y potasio, Na_2O y K_2O , conocidos como álcalis. Se ha encontrado que reaccionan con algunos agregados, produciendo reacciones álcali-agregados las cuales causan la desintegración del concreto. Además, se ha observado que afectan al grado de resistencia del concreto

Neville y Brooks [2] dan una idea general de la composición del cemento. En la Tabla 6 se presentan los límites de los componentes del cemento.

Tabla 6. Límites aproximados de la composición del cemento Portland (Neville, 2010).

Óxidos	Contenido, en porcentaje
CaO	60 – 67
SiO ₂	17 – 25
Al ₂ O ₃	3 – 8
Fe ₂ O ₃	0.5 – 6.0
MgO	0.1 – 4.0
Álcalis	0.2 – 1.3
SO ₃	1 – 3

2.1.4 Mecanismos de transporte en el concreto

El transporte de gases (O_2 , CO_2), iones (cloruros, Cl^-) y agua en el concreto es posible únicamente a través de las grietas y sistemas de poros. Este fenómeno se lleva a cabo mediante fuerzas capilares, gradientes de presión (gas, agua) o de concentración (iones), diferencias de presión absoluta (agua, gases) y migración (Figura 2).

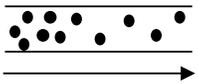
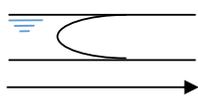
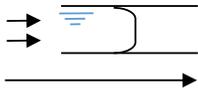
Proceso de Transporte en el Concreto		
Tipo	Fuerza de transporte	Poros
Difusión (gases e iones)	 gradiente de concentración Diferencia parcial de presión	Llenos con aire o agua
Succión capilar (líquidos)	 Tensión superficial	Llenos con aire o agua
Penetración (gases y líquidos)	 Diferencia de Presión absoluta	Llenos con aire o agua

Figura 2. Procesos de transporte en el concreto (Paschmann 1995, en Böhni 2005).

Los parámetros característicos de estos procesos son la succión y penetración de agua, difusión y coeficiente de permeabilidad y movilidad de iones. Sin embargo, aunque el coeficiente del proceso de transporte no depende del todo de la estructura del poro, hay algunas relaciones entre los diferentes coeficientes.

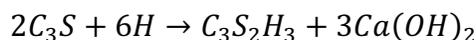


2.1.5 Hidratación del cemento

Una vez que el cemento se hidrata este se convierte en una pasta. Lo que ocurre es que los silicatos y aluminatos del cemento Portland forman productos de hidratación o hidratos, los cuales con el tiempo forman una masa dura [2].

El producto de hidratación del C_3S es el hidrato de microcristalina $C_3S_2H_3$ con un poco de cal que se separa como cristalina $Ca(OH)_2$; C_2S se comporta de manera similar, pero claramente contiene menos cal. Actualmente, los silicatos de calcio hidratados son descritos como C – S – H, las reacciones de hidratación se presentan a continuación:

Para C_3S

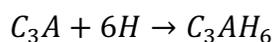


Para C_2S



Ambos silicatos requieren aproximadamente la misma cantidad de agua para la hidratación, pero C_3S produce más del doble $Ca(OH)_2$ de los que se forman por la hidratación de C_2S .

La cantidad de C_3A en la mayoría de los cementos es comparativamente pequeña; su estructura hidratada es la de un cubo cristalino, el cual es rodeado de silicatos de calcio hidratados. La reacción de C_3A puro es muy rápida y lleva a un flash set, el cual se previene con la adición de yeso al clínter del cemento. Aún así, la velocidad de reacción del C_3A es más rápida que la de los silicatos de calcio, conduciendo a la reacción:





2.2 Concreto hidráulico

En esencia el concreto es la combinación de dos materiales: agregados y pasta. La pasta comprende al cemento y el agua, cuya finalidad es la de unir a los agregados pétreos (grava y arena) [16]. La norma mexicana N-CMT-2-02-005/04 [17] define al concreto hidráulico como una combinación de cemento Pórtland, agregados pétreos, agua y en ocasiones aditivos, para formar una mezcla moldeable que al fraguar forma un elemento rígido y resistente.

De acuerdo con Benaim [18], el primer registro de uso de concreto que se tiene es en Israel hace aproximadamente 7000 a.C. Los egipcios usaban el concreto como un relleno para muros de piedra alrededor del segundo milenio a.C., por su parte los griegos los utilizaron como mortero alrededor del año 500 a.C. el uso más reciente registrado por los antiguos romanos data de 300 años a.C. En el siglo II a.C., los romanos descubrieron que, añadiendo puzolana a la cal, se producía un concreto más resistente. Esto permitió revolucionar el área de la construcción al diseñar domos de concreto con mayores dimensiones. Las dos estructuras más famosas construidas con domos por los romanos son el Partenón y Santa Sofía en Estambul. Tiempo después, John Smeaton experimentó con morteros en busca de un material para la construcción del Faro de Eddystone, cuya construcción comenzó en 1756. Después en 1824, Joseph Aspdin obtuvo la patente para lo hoy conocemos como Cemento Portland (CP), lo que dio paso al desarrollo del concreto.

La primera prueba sistematizada elaborada a un concreto fue en el año de 1836 en Alemania. El análisis arrojó resultados de resistencia a la compresión y a la tensión, y el concreto se elaboró con cemento, agua, arcilla, escoria y materiales pétreos. A este tipo de concreto se le denominó concreto de primera generación [19].

A continuación, se presentan algunas ventajas y desventajas de la utilización del cemento portland [19].



Ventajas:

- Es durable a lo largo del tiempo y no requiere de una gran inversión para su mantenimiento. Tiene una vida útil extensa.
- Tiene gran resistencia a la compresión en comparación con otros materiales.
- Es económico a largo plazo comparado con otros materiales utilizados en la construcción. Pueden ser utilizados agregados pétreos que se encuentran en la zona.
- Es resistente al efecto del agua.
- Se le puede dar la forma que uno desee haciendo uso del encofrado adecuado. Además, la cimbra que se utiliza puede ser reutilizada varias veces, por lo que su uso resulta económico.
- Es durable, resistente al fuego y requiere menor mantenimiento.
- Le confiere un carácter monolítico a sus estructuras lo que les permite resistir más eficientemente las cargas laterales de viento o sismo.
- El concreto puede ser rociado o utilizado como relleno en grietas finas para procesos de reparación.
- Por su gran peso propio, la influencia de las variaciones de cargas móviles es menor.
- Comparado con el acero, la energía que consume la producción de concreto baja. La energía necesaria para la elaboración del concreto es de 450 – 750 kWh/ton y el del concreto reforzado es de 800 – 3200 kWh/ton, mientras que una estructura de acero requiere 8000 kWh/ton o más para su elaboración.
- Se ha encontrado que varios desperdicios de procesos industriales pueden usarse como sustitutos reciclados de agregados en el concreto, tales como ceniza volante, escoria de alto horno entre otros.



Desventajas:

- El modo de falla pueden clasificarse en tres categorías: falla frágil, falla cuasi frágil y falla dúctil. El concreto presenta una falla cuasi frágil con baja tenacidad a la fractura. Es por ello que usualmente el concreto se combina con el acero de refuerzo, ya que es éste el que proporciona resistencia a la tensión.
- El concreto tiene una baja resistencia a la tensión, 1/10 de su resistencia a la compresión, y por lo tanto puede llegar a presentar grietas fácilmente. Por lo que se refuerza con varillas de acero, mallas o fibras.
- El concreto fresco necesita encofrado para mantener su forma y su peso. El encofrado puede llevarse a cabo con madera o acero, resulta caro y consume energía y tiempo.
- El concreto fresco se contrae con el secado, mientras que el concreto endurecido se expande con la humedad.
- El concreto se expande y se contrae con los cambios de temperatura. Esta expansión propicia la utilización de juntas de expansión, las cuales evitan la formación de grietas ocasionadas por el movimiento térmico.
- El concreto no es completamente impermeable a la humedad y los contenidos de sales, las cuales pueden causar eflorescencia.
- El concreto está expuesto a la desintegración por ataques de sulfatos y álcali.
- La falta de ductilidad inherente del concreto es una desventaja con respecto al diseño de resistencia sísmica.

De acuerdo a la normativa mexicana N-CTR-CAR-1-02-003/04 [20], el concreto para estructuras y obras de drenaje se clasifica en:

Concreto normal. Es aquel que se elabora con agregados pétreos densos, para alcanzar una masa volumétrica seca mayor de dos mil (2.000) kilogramos por metro cúbico, una vez compactado.



Concreto ligero. El concreto ligero es aquel que se elabora con agregados pétreos de baja densidad, para alcanzar una masa volumétrica seca menor de dos mil (2000) kilogramos por metro cúbico, una vez compactado.

Concreto lanzado. El concreto lanzado es aquel que, mediante la fuerza controlada de aire a presión a través de una boquilla, se proyecta sobre una superficie a fin de obtener una capa de recubrimiento compacta, homogénea y resistente. El agua de la mezcla se puede incorporar en el momento del mezclado de los agregados pétreos con el cemento Pórtland y el aditivo, o bien, se pueden mezclar estos materiales en seco, incorporándoles directamente el agua en la boquilla al momento de la colocación.

Concreto ciclópeo. El concreto ciclópeo es aquel que está formado por una mezcla cuyos pétreos se componen hasta en un sesenta (60) por ciento por fragmentos de roca con una masa máxima de treinta (30) kilogramos por pieza, que se colocan a mano embebidos en el concreto normal, en su lugar definitivo en la obra.

2.2.1 Tipos de concreto de acuerdo con su unidad de peso

De acuerdo con su peso unitario el concreto se clasifica en cuatro categorías, como se muestra en la Tabla 7.

Tabla 7. Clasificación del concreto de acuerdo con su peso unitario.

Clasificación	Peso Unitario (kg/m³)
Concreto ultraligero	< 1200
Concreto ligero	1200 < UL < 1800
Concreto de peso normal	~ 2400
Concreto pesado	> 3200

2.2.2 Tipos de concreto de acuerdo con su función

Concreto hidráulico clase 1. Es el concreto cuya masa volumétrica, en estado fresco, está comprendida entre dos mil doscientos (2.200) y dos mil cuatrocientos (2 400) kilogramos



por metro cúbico. Al alcanzar su fraguado final, tendrá una resistencia a la compresión (f^c) igual a 24.5 megapascales (250 kg/cm²) o mayor.

Concreto hidráulico clase 2. Es el concreto cuya masa volumétrica, en estado fresco, está comprendida entre mil ochocientos (1.800) y dos mil doscientos (2 200) kilogramos por metro cúbico. Al llegar a su fraguado final, tendrá una resistencia a la compresión (f^c) menor de 24.5 megapascales (250 kg/cm²).

2.2.3 Tipos de concreto de acuerdo con su resistencia a la compresión

De acuerdo con la capacidad de resistir el esfuerzo a la compresión, el concreto se clasifica en cuatro categorías como se muestra en la Tabla 8 [19]. En donde el concreto de baja resistencia es comúnmente usado para construcciones en masa, subrasantes en carreteras, y particiones. Los concretos de resistencia moderada son los que se utilizan comúnmente en edificios, puentes, y estructuras similares. Los concretos de alta resistencia pueden ser usados para construir columnas de gran altura, torres de puentes y muros de corte. Por último, el concreto de ultra alta resistencia todavía no son usados de manera común en las obras civiles, sólo unas pocas pasarelas y algunos segmentos estructurales, como las vigas, se han construido con estos concretos [19].

Tabla 8. Clasificación del concreto de acuerdo con su resistencia a la compresión.

Clasificación	Resistencia a la Compresión (MPa)
Concreto de baja resistencia	< 20
Concreto de resistencia moderada	20 – 50
Concreto de alta resistencia	50 – 150
Concreto de ultra alta resistencia	> 50



2.2.4 Relación agua/cemento (a/c)

La relación a/c es una de las propiedades más importante en el concreto, ya que influye directamente en la resistencia a la compresión, la permeabilidad, y la difusividad. Una relación a/c baja contribuye a un concreto más resistente y durable. Este factor ha sido analizado desde los inicios de 1900s, utilizándose la ley del Dr. Duffus Abrams:

$$f'_c = \frac{A}{B^{1.5(a/c)}} \quad (1)$$

dónde f'_c es la resistencia a la compresión, A es una constante empírica (usualmente 97 MPa), y B es una constante que depende de las propiedades cementicias (usualmente 4). De la ecuación anterior podemos observar que al incrementarse el valor de la relación a/c , aumenta la resistencia a la compresión.

Otra manera de observar la influencia de la relación a/c en la resistencia a la compresión es mediante la siguiente ecuación:

$$f'_c = Af_{cc} \left(\frac{c}{w} - B \right) \quad (2)$$

dónde f'_c es la resistencia a la compresión, A y B son constantes empíricas que dependen de los agregados, y f_{cc} es la resistencia a la compresión de un cemento específico a los 28 días, $\frac{c}{w}$ es el inverso de la relación a/c .

Es importante que al utilizar el concreto como material de construcción éste cumpla con ciertos criterios, y que se desempeñe de manera óptima tanto en su estado fresco como en su estado endurecido.



2.3 Concreto reforzado

La característica que define a este tipo de concreto es la de la inclusión de barras de acero embebidas en el concreto, a este tipo de se le conoce como concreto de segunda generación [19].

El concreto reforzado es mundialmente utilizado como material de construcción para puentes, edificios y plataformas, así como para estructuras subterráneas como los son túneles y tuberías [21]. Además de utilizarse en construcciones como losas de concreto, trabes, castillos, carreteras, etc. En general, el concreto reforzado es un material muy durable, capaz de soportar un gran número de ambientes agresivos, como lo son el marítimo, industrial y de montaña.

De acuerdo a la norma mexicana N-CTR-CAR-1-02-004/02 [22], el acero para concreto hidráulico lo constituyen las varillas, alambres, cables, barras, soleras, ángulos, rejillas o mallas de alambre, metal desplegado u otras selecciones o elementos estructurales que se utilizan dentro o fuera del concreto hidráulico, instalados en ductos o no, para tomar los esfuerzos internos de tensión que se generan por la aplicación de cargas, contracción por fraguado y cambios de temperatura.

En vigas, las barras de acero son colocadas cerca de las áreas que trabajan bajo esfuerzos de tensión, ya que el concreto no soporta de la misma manera estos esfuerzos comparados con su reacción al esfuerzo a compresión. Sin embargo, estas barras también pueden ser colocadas cerca de las áreas que trabajan a compresión, con la finalidad de mejorar la respuesta del elemento cuando éste presenta solicitudes de respuesta a esfuerzos de compresión. En forma de estribos, el acero se utiliza en vigas para soportar el esfuerzo a cortante; en forma de tirantes, se utiliza en columnas para confinar el concreto en compresión. Las barras de refuerzo usadas en estructuras de concreto son barras *deformadas*, las cuales se caracterizan por tener corrugaciones a lo largo de la barra de acero, generadas durante su proceso de manufactura, como se muestra en la Figura 3. La razón por la que las barras de acero de refuerzo tienen estas corrugaciones es para su mejor agarre con el concreto [23].



Figura 3. Corrugaciones en el acero de refuerzo del concreto.

La norma mexicana [24] especifica que las corrugaciones estarán distribuidas uniformemente a lo largo de la varilla (barra de acero) y el espaciamiento o distancia promedio entre las corrugaciones a cada lado de la varilla, no excederá de cero coma siete (0,7) veces su diámetro nominal. Otro de los aspectos a cuidar es el posicionamiento de dichas corrugaciones, ya que éstas deben guardar una posición con respecto al eje longitudinal de la varilla formará un ángulo de cuarenta y cinco grados como mínimo. Cuando el eje longitudinal de cada corrugación forme un ángulo con el de la varilla, entre cuarenta y cinco y setenta grados, las corrugaciones de un lado estarán en dirección contraria a la dirección que tiene en el lado opuesto. Cuando el eje de cada corrugación forme un ángulo mayor de setenta grados, no se requiere este cambio de dirección.

2.3.1 Acero de refuerzo

De acuerdo a la norma N-CMT-2-03-001/07 [24], el acero de refuerzo para concreto hidráulico es el conjunto de varillas de acero que se utilizan para tomar los esfuerzos internos de tensión que se genera por la aplicación de cargas, contracción por fraguado y cambios de temperatura, en una estructura de concreto hidráulico; pueden ser varillas lisas o corrugadas.

El acero se clasifica de acuerdo con su esfuerzo de fluencia como se muestra en la Tabla 9.



Tabla 9. Clasificación del acero de refuerzo según su esfuerzo de fluencia (SCT).

Esfuerzo de fluencia MPa (kg/cm²)	Grado
294 (3000)	30
412 (4200)	42
510 (5200)	52
412 (4200)	42 baja aleación

Las varillas de acero de refuerzo son circulares en sus secciones transversales y son especificadas por su tamaño. Las varillas deformadas son caracterizadas por su diámetro promedio expresado en números enteros, por ejemplo, #3, #4, etc. Para las barras que van desde #3 al #8 estos números denotan el diámetro nominal de la varilla en octavos de pulgada. Por ejemplo #3 representa 3/8-pulgada de diámetro nominal, #5 representan 5/8-pulgada de diámetro nominal, etc. [23].



2.4 Agrietamiento

El concreto al ser un material que está expuesto a condiciones ambientales de diferentes índoles, debe ser concebido con la idea de llevar a cabo evaluaciones que permitan tener seguridad de que la estructura elaborada con este material cumpla con las solicitudes con las que fue diseñado. Dodge Woodson [25] establece que los requerimientos para la reparación o rehabilitación deben de ser al menos tres. Uno de ellos es, en el peor de los casos, la aparición de daños en la estructura que exijan la evaluación. Otra manera es la inspección visual que ayuda a determinar una futura evaluación y pruebas correspondientes. Y la tercera es la necesidad de establecer pruebas periódicas a la estructura.

Las grietas pueden aparecer antes o después del curado de concreto. Este agrietamiento puede deberse o no a un problema estructural, y determinar su origen es muy poco probable únicamente con una inspección visual. Las grietas estructurales tienden a ser amplias, y su crecimiento es el resultado de las continuas cargas bajo las cuales está sometida la estructura.

A continuación, se presentan algunas de los aspectos que se deben de analizar al momento de evaluar a una estructura:

- Inspección en sitio
- Proceso constructivo
- Agrietamiento
- Desprendimiento
- Descascaramiento
- Sellos de juntas y filtración
- Delaminación
- Registro de grietas
- Mapeo de superficie
- Inspección de juntas
- Extracción de núcleos de concreto
- Inspecciones bajo en el agua



- Sistemas de mapeo acústico de alta resolución
- Trabajo de laboratorio
- Análisis químicos
- Análisis físicos
- Pruebas no destructivas

Este trabajo se centra especialmente en el deterioro de la resistencia en elementos dañados por corrosión, estudiando el efecto que causa el agrietamiento en el concreto debido al proceso de la corrosión, es por ello que a continuación se estudiará con mayor detalle dicho fenómeno.

La generación de grietas en el concreto es un fenómeno común debido a su relativamente baja resistencia a la tensión. Grandes esfuerzos a tensión pueden presentarse debido a cargas externas, deformaciones impuestas (ocasionadas por gradientes de temperatura, contracción confinada y asentamientos diferenciales), contracción plástica, asentamientos plásticos y reacciones expansivas (corrosión en el acero de refuerzo, reacción álcali-sílice, ataca por sulfatos).

Las grietas, sin un inmediato y oportuno tratamiento, tienden a crecer y eventualmente requieren costos altos de reparación [26]. También se debe tener un especial cuidado en el análisis de seguridad de estructuras expuestas a situaciones especiales; por ejemplo, Lang Li et al. [27] mencionan que el agrietamiento en el concreto es uno de los principales parámetros de evaluación de seguridad de los componentes de las estructuras expuestas a altas temperaturas.

Existen diferentes aspectos a analizar en el estudio de grietas generadas en el concreto reforzado, a continuación, se mencionan algunas de ellas.

- Patrones de agrietamiento.*** Estos suelen ser cortos y uniformemente distribuidos a través de la superficie del concreto. Este puede tener dos causas: Puede indicar restricción de la contracción en la capa superficial por el respaldo o el concreto interior, o puede deberse a un aumento en el volumen en el interior del material.



Este aumento puede darse en el acero embebido en el concreto, debido a la aparición de corrosión.

- ii. **Grietas de aislamiento.** Estas grietas aparecen de manera individual e indican tensión en el concreto, donde la tensión es perpendicular a las grietas. Una grieta aislada puede crecer de manera diagonal, transversal, longitudinal, vertical u horizontal.
- iii. **Profundidad de grieta.** Ésta puede ser categorizada en cuatro términos: superficial, de poca profundidad, profunda y transversal.
- iv. **Ancho de grieta.** El ancho de grieta puede tomar rangos de pequeños a medianos a grandes. Las grietas pequeñas rondan las 0.04 pulgadas, las medianas pueden tener un ancho de 0.04 a 0.08 pulgadas, y las grandes exceden los 0.08 pulgadas.
- v. **Actividad de las grietas.** La determinación de la causa de la actividad de las grietas es indispensable para encontrar un modelo de reparación de las mismas. Si el motivo que causó la grieta sigue generando más agrietamiento, entonces se dice que la grieta está activa. Toda grieta dinámica es considerada activa. Las grietas que no se consideran activas son aquellas que no tienen movimiento. También son consideradas inactivas las grietas que tienen movimientos mínimos, las cuales no requieren de ningún trabajo de reparación.



2.5 Concreto Presforzado

Como se ha mencionado con anterioridad el concreto es un material que resiste muy bien los esfuerzos a compresión. Sin embargo, resiste muy poco a esfuerzos de tensión, desde un 8% a un 14% del esfuerzo resistente a compresión. Esto permite que se presenten grietas a edades tempranas de carga. Con la finalidad de prevenir o disminuir el desarrollo de estas grietas en el concreto, se aplican fuerzas concéntricas o excéntricas en dirección longitudinal del elemento estructural. Estas fuerzas previenen el agrietamiento, al eliminar o reducir considerablemente, los esfuerzos a tensión en la sección media crítica y ayuda a las secciones de soporte en las cargas de servicio, elevando así las capacidades de flexión, cortante y torsión de las secciones. Con esto, las secciones son capaces de comportarse de manera elástica, y casi toda la capacidad de compresión del concreto puede utilizarse de manera eficiente en toda la profundidad de las secciones cuando todas las cargas actúan sobre la estructura [28].

A esta fuerza longitudinal se le llama fuerza de presfuerzo, que es una fuerza de compresión pretensa las secciones a lo largo el tramo del elemento estructural previo a la aplicación de las cargas vivas y muertas transversales por gravedad o cargas vivas horizontales transitorias. El tipo de fuerza de pretensado involucrada, así como su magnitud, son determinadas principalmente con bases en el tipo de construcción y su geometría. Ya que la fuerza es aplicada de manera longitudinal o paralela al eje del elemento, el principio de presfuerzo usado se le llama pretensado lineal (Figura 4).

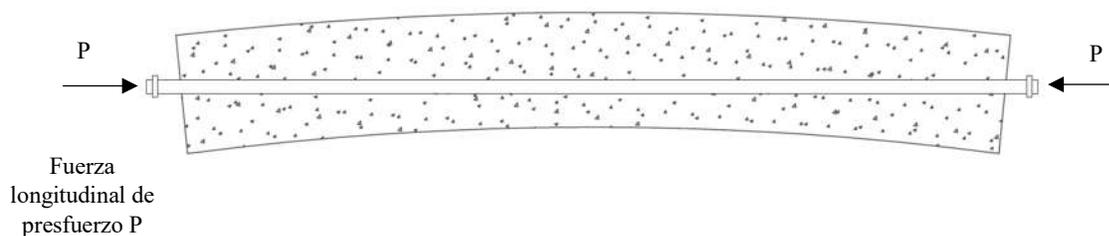


Figura 4. Pretensado longitudinal.

De acuerdo con Hurts [29], el Concreto Presforzado (CP) es una de las formas que se han introducido de manera reciente en el ámbito de la construcción. La norma mexicana N-CTR-CAR-1-02-007/01 [30] define a las estructuras de concreto presforzado como las formadas por uno o varios elementos de concreto hidráulico sometidos a esfuerzos previos de compresión que alivian o eliminan los esfuerzos de tensión que se produce en condiciones de servicio. Las estructuras de concreto presforzado se clasifican en estructuras postensadas y estructuras pretensadas y pueden ser elementos colados en el sitio o elementos precolados (Figura 5).



Figura 5. Colado de elemento presforzado.

2.5.1 Comparación entre el concreto reforzado y el concreto presforzado

El uso del concreto reforzado o concreto presforzado en las obras civiles depende de las solicitaciones que éstas presenten. Nawvy [28] analizó las características que ayudan a determinar las diferencias entre el uso de concreto reforzado y concreto presforzado, y menciona que con el uso de éste último, se crean tensiones permanentes en el miembro



estructural pretensado antes de que se apliquen las cargas vivas y muertas completas, con el fin de eliminar o reducir considerablemente la tensión de tracción causa por estas cargas. Mientras que con el concreto reforzado se asume que los esfuerzos de tensión son insignificantes y se ignoran. Esto porque las fuerzas de tracción resultantes de los momentos de flexión, se resisten en la unión creada en el proceso de refuerzo del concreto con el acero. Sin embargo, las grietas y deflexiones son esencialmente irrecuperables en el concreto reforzado una vez que el elemento ha alcanzado su estado límite de servicio.

El refuerzo en el concreto reforzado no ejerce ninguna fuerza por sí solo en el elemento, contrario a la acción del acero de presfuerzo. El acero requerido para producir la fuerza de pretensado en el elemento pretensado, precarga activamente al elemento, lo que permite una recuperación controlada relativamente alta del agrietamiento y la deflexión. Una vez que el esfuerzo de flexión del concreto es excedido, el elemento pretensado comienza a actuar como un elemento de concreto reforzado.

Una vez que se controla la cantidad de presfuerzo, un sistema estructural puede diseñarse ya sea para ser rígido o flexible sin que esto tenga influencia en su resistencia. En el caso del concreto reforzado, dicha flexibilidad en su desempeño es considerablemente más difícil de conseguir si las consideraciones económicas deben de ser cuidadas en el diseño. Las estructuras flexibles, como los pilotes de defensa en los muelles, deben ser altamente absorbentes de energía, y el concreto presforzado es capaz de proveer la resiliencia necesaria. Estructuras diseñadas para soportar vibraciones intensas, pueden ser rígidas fácilmente con la ayuda de la fuerza de pretensado debido a la reducción de su comportamiento de deformación, de otro modo flexible.



2.6 Corrosión en estructuras de concreto

La Real Academia de la Lengua Española (REA) define a la corrosión como: “*el desgaste paulatino de los cuerpos metálicos por acción de agentes externos, persista o no su forma*”.

Al corroerse un metal, lo que está tratando de hacer es llegar a un estado de equilibrio termodinámico, en la naturaleza los metales se encuentran oxidados ya que alcanzan gran estabilidad.

El concreto reforzado es un material compuesto por concreto y acero de refuerzo, esta combinación le permite al elemento tener la capacidad de soportar mejor los esfuerzos a compresión por parte del concreto y a la tensión por parte del acero embebido. Sin embargo, la corrosión del acero es uno de los mayores problemas de durabilidad del concreto reforzado. Algunos de los factores que generan este problema son la calidad del concreto, el contenido de cemento, la relación agua cemento (a/c) las impurezas en los agregados, presencia de grietas en la superficie, etc. y otros relacionados al ambiente externo tales como la humedad, oxígeno, temperatura, ataques bacteriológicos, etc. [31].

Una manera de prevenir el problema de la corrosión es el uso de concretos densos, de gran calidad, los cuales sean diseñados con relaciones a/c bajas, debido a que esta relación está directamente relacionada al espacio que se encuentra entre las partículas de cemento en la pasta cementicia. Entre más pequeño sea el espacio, el cemento hidratado llenará los vacíos entre las partículas de cemento, y con ello se obtienen conexiones más fuertes, con lo que se tiene un concreto con mayor resistencia [32]. Esto se ha visto en la mejora de las características mecánicas y de sellado en concretos pesados utilizados en la protección contra radiaciones nucleares, teniendo mejores resultados a la resistencia a la compresión al utilizar relaciones a/c en el rango de 0.4 y disminuyendo 54% al incrementar la relación a/c a 0.7 [33]. Por su parte, otras investigaciones con concretos autocompactables han demostrado el mismo aumento en la resistencia del concreto al disminuir este parámetro [34].



En estructuras de CR, el ambiente alcalino del concreto normalmente protege al acero embebido de la de los agentes corrosivos, sin embargo, la carbonatación o el ataque por sulfatos pueden ocasionar el fenómeno de la corrosión en el elemento de acero [35].

2.6.1 Condiciones para la generación de la corrosión

De acuerdo a Böhni [21], deben presentarse cuatro condiciones para que el proceso de corrosión comience y se mantenga, dichas condiciones se presentan en la Tabla 10.

Tabla 10. Condiciones para la presencia de corrosión en el acero de refuerzo en el concreto.

Condiciones para la corrosión en el acero de refuerzo del concreto	Si se cumple la condición:
Una reacción anódica es posible.	La capa pasiva de la barra de acero se rompe y comienza la despasivación. Esto puede ser causado por la carbonatación del concreto (disminuyendo el pH de los poros de agua), penetrando cloruros en el concreto, alcanzando niveles críticos.
Una reacción catódica es posible.	El oxígeno como conductor del proceso de corrosión está disponible en la interface del refuerzo en una cantidad razonable.
Hay un flujo de iones entre el lugar en donde se presenta la reacción anódica y el punto de la reacción catódica.	El ambiente o el electrolito entre el lugar de la reacción anódica y el de la reacción catódica tiene buena conexión.
Un flujo de electrones es posible.	Existe una conexión metálica entre los puntos de reacción anódica y catódica. Para las estructuras monolíticas de concreto reforzado, esta condición generalmente se cumple.

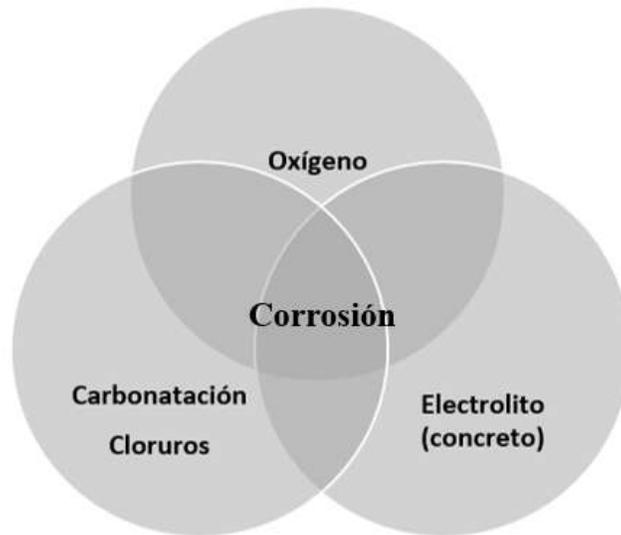


Figura 6. Condiciones para la presencia de corrosión en el acero de refuerzo.

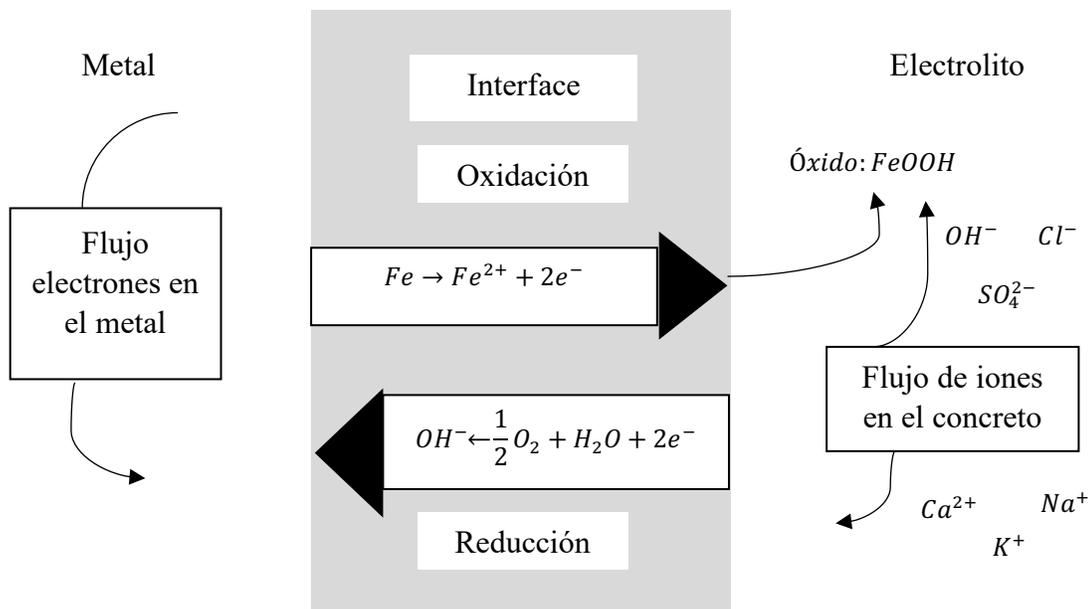


Figura 7. Corrosión como proceso electroquímico (Hunkeler 1994, en Böhni 2005).



2.6.2 Proceso electroquímico de la corrosión

La corrosión del acero embebido en el concreto se genera a través de un proceso electroquímico. Para el acero en el concreto las reacciones siguientes ocurren [21]:

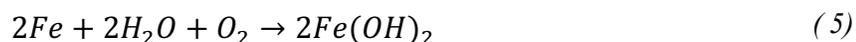
Reacción anódica:



Reacción catódica:



Suma de reacciones:



La reacción anódica representa la disolución del metal. El flujo de iones y electrones respectivamente pueden ser tomados como una medida de la tasa de corrosión. Esto puede presentarse como la pérdida de masa por unidad de tiempo o de área, así como en la reducción del grosor por unidad de tiempo o de densidad actual (actual por unidad de área). Para el hierro y acero las siguientes aseveraciones son válidas:

Hierro/Acero:

$$1 \text{ mA/cm}^2 \approx 11.6 \text{ mm/año} \approx 250 \text{ g/m}^2 \text{ día}$$

$$1 \text{ mA/cm}^2 \approx 12 \text{ mm/año} \approx 0.25 \text{ g/m}^2 \text{ día}$$

2.6.3 Función del concreto como electrolito

Los materiales porosos como el concreto son capaces de absorber o desorber agua del aire. Para los procesos de absorción o desorción los factores determinantes son la estructura de poros, la composición de poros de agua y la humedad relativa del aire (HRA).

La estructura de poros del concreto y la composición de agua de los poros son influenciadas por varios parámetros, de los cuales los más importantes son:

- Tipo y contenido de cemento, aditivos químicos y adiciones minerales.
- Relación Agua – Cemento.
- Condiciones de curado.
- Edad.

El concreto funciona como celda electrolítica debido a que, como se mencionó anteriormente, es un medio que contiene poros en su estructura, los cuales tienen, parcialmente, fases acuosas con las cuales se asegura la conductividad eléctrica. Por lo tanto, se entiende que, a mayor cantidad de poros y mayor grado de saturación de los mismos, aumentará la conductividad. Es importante mencionar que en un concreto la presencia de poros es inevitable, por lo que el flujo de electrones también, por lo tanto, siempre existe la posibilidad de la formación de pilas de corrosión, y con ello el movimiento de iones en los ánodos y cátodos locales (Figura 8).

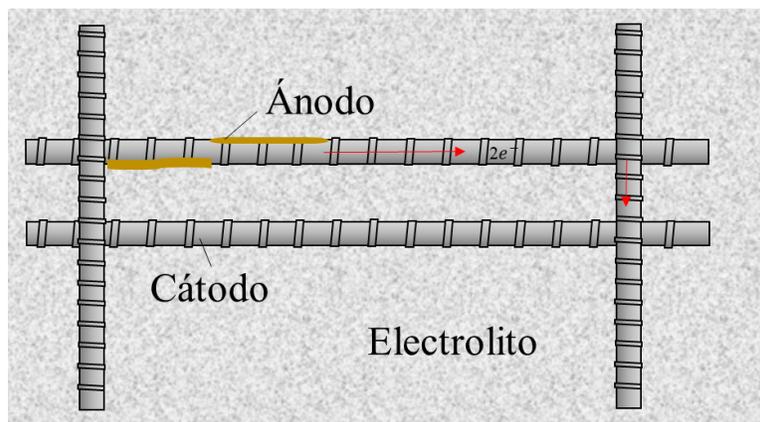


Figura 8. Función del concreto como celda electroquímica.



2.6.4 Condiciones para la presencia de corrosión

De acuerdo a la Red DURAR [36], a continuación se presenta un cuadro descriptivo de algunas condiciones para que exista o no corrosión del acero en el concreto.

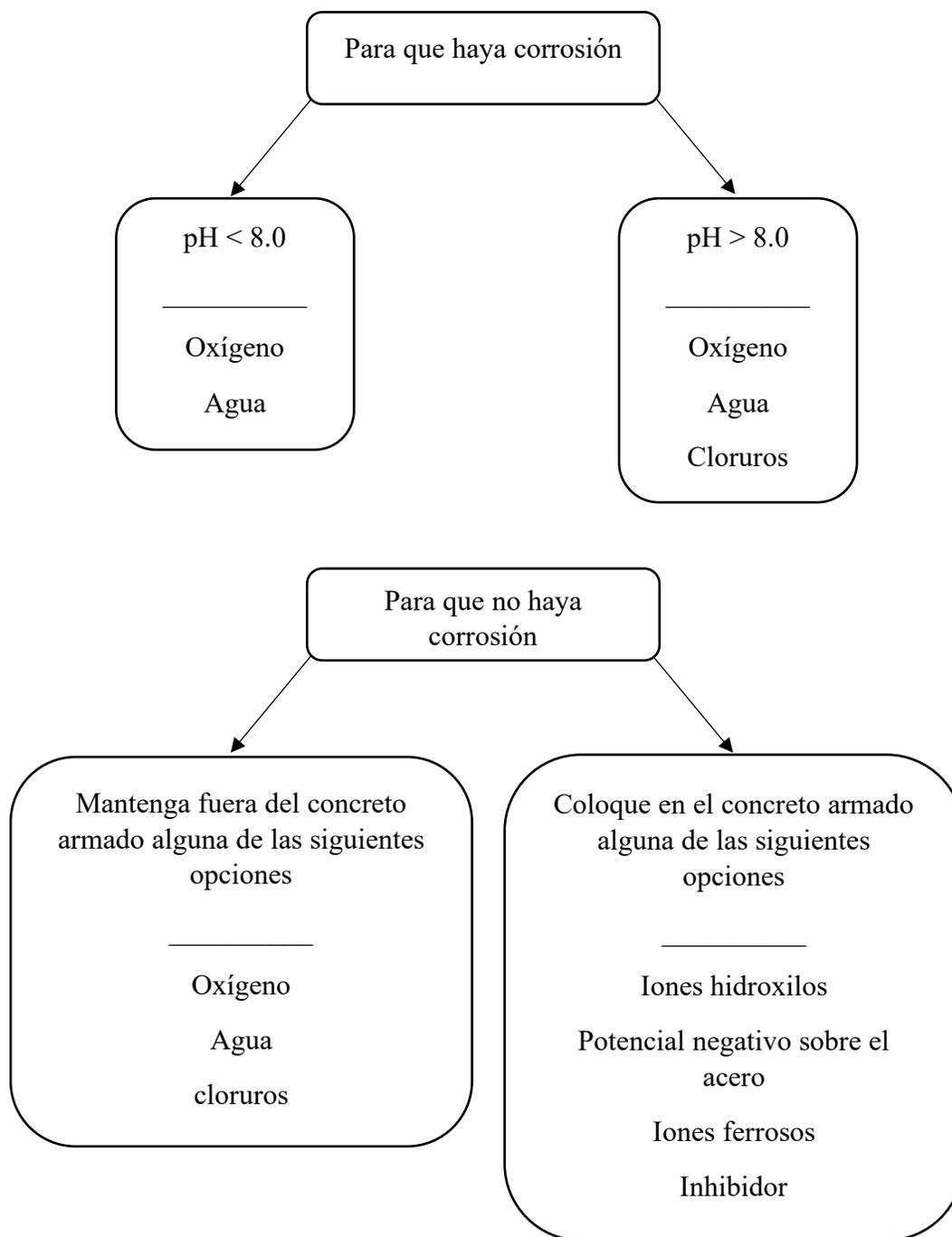


Figura 9. Diagrama de condiciones para que se presente la corrosión en el concreto reforzado.



2.6.5 Ataque por sulfatos

Cuando los poros de los materiales están en contacto con el suelo, sales (especialmente sulfatos) que contiene el agua subterránea puede entrar en los poros a través de absorción capilar. Así la evaporación que ocurre en la zona que está en contacto con el aire relativamente seco cerca de la superficie de la tierra, conducirá a un aumento en la concentración de sal del líquido de los poros en la zona de evaporación y, finalmente, a la formación de sobresaturación. Después, la cristalización de la sal en los poros ocasiona la falla del en el material en la zona de evaporación. Un fenómeno similar ocurre en el caso de los elementos de concreto elaborados con cemento Portland expuestos a ambientes con sulfatos [37]. Los iones de sulfato penetran en la matriz cementicia y reacciona con el aluminato tricálcico sin hidratar (C_3A) o activa el óxido de aluminio [38].

El ataque por sulfatos en el concreto puede ocurrir a través de sulfatos naturales de sodio, potasio, calcio o magnesio. Estos elementos pueden encontrarse en el suelo como se mencionó con anterioridad. El hidróxido de calcio libre reacciona con el sulfato para formar sulfato de calcio, también conocido como yeso. Cuando el yeso se combina con aluminato de calcio hidratado para formar sulfoaluminato, la reacción puede resultar en un incremento en el volumen. Además, puede ocurrir un fenómeno puramente físico en el que el crecimiento de cristales de sales de sulfato altera al concreto [25].

2.6.6 Carbonatación

La carbonatación es un proceso en el cual el dióxido de carbono atmosférico (CO_2) reacciona con sustancias alcalinas que se encuentran en los poros del concreto, y con diferentes fases del cemento hidratado (silicatos, aluminatos, y ferroaluminatos). La carbonatación en el concreto que rodea las barras de acero embebidas ocasiona una caída en el pH del concreto, provocando la aparición de la corrosión uniforme en el acero y los



productos de corrosión en la superficie de las barras de acero [39]. Este fenómeno se puede identificar mediante un indicador de fenolftaleína, el cual reacción con el frente carbonatado.

La velocidad de avance de este frente carbonatado es también de vital importancia para calcular el tiempo que tardará éste en llegar hasta la armadura [36]. La velocidad de avance es función fundamentalmente de:

- a) El contenido en humedad del concreto.
- b) Su porosidad (relación a/c).
- c) Su contenido en materia alcalina carbonatable.

La carbonatación del concreto da como resultado un pequeño aumento en la resistencia y una reducción en la permeabilidad, causada posiblemente por el agua liberada por la descomposición de Ca(OH)_2 en la carbonatación, ayuda al proceso de hidratación y el CaCO_3 es depositado en los huecos dentro de la pasta de cemento. Sin embargo, algo que es mucho más importante, es que la carbonatación neutraliza la naturaleza alcalina de la pasta hidratada del cemento y así la protección del acero contra la corrosión se ve comprometida. Consecuentemente, si el recubrimiento total del refuerzo es carbonatado y la humedad y el oxígeno logran ingresar, la corrosión del acero y posibles grietas serán generadas [2].



2.7 Modelos analíticos

Desde hace décadas se ha intentado presentar un modelo analítico que ayude a comprender los diferentes fenómenos que se presentan cuando se genera la corrosión en estructuras de concreto reforzado, siendo menos común los estudios que hablen de concreto presforzado. La siguiente ecuación se obtuvo de un análisis para concreto reforzado [40] y ayuda a predecir el tiempo de corrosión en función del agrietamiento:

$$t_{cr} = \rho_{cor} \frac{D \Delta D}{S j_r} \quad (6)$$

dónde S es el espacio entre barras, D es el diámetro de la varilla, ΔD es el cambio del diámetro de la varilla y j_r es la tasa de producción de óxido.

Otra ecuación que involucra la pérdida de masa del acero de refuerzo es la siguiente [41]:

$$\frac{I \cdot t}{F} = \frac{\Delta W}{W_m / Z} \quad (7)$$

dónde I = corriente eléctrica en A, t = tiempo en s, F = constante de Faraday (96500 coulombs), ΔW = pérdida de masa ocasionada por la corrosión y Z = valencia.

Por otro lado existen ecuaciones que ayudan a determinar la pérdida de masa en el acero embebido, lo cual afecta directamente a la pérdida de capacidad portante del elemento.[42]:

$$x = \frac{\phi_0}{\alpha} \left[1 - \sqrt{1 - \frac{\Delta A_s}{A_s}} \right] 10^3 \quad (8)$$

dónde x es la profundidad de la picadura en el acero (μm); ϕ_0 es el diámetro inicial de la varilla (mm).



Otros trabajos [43] relacionan la profundidad de picadura con el espesor de recubrimiento del concreto:

$$x_0 = 7.53 + 9.32 \frac{c}{\phi_0} \quad (9)$$

dónde x_0 es la profundidad de picadura necesaria para el inicio del agrietamiento (μm); c es el espesor de recubrimiento (mm); ϕ_0 es el diámetro inicial de la varilla (mm).

La importancia de la siguiente ecuación es que en ella se encuentra considerada la capacidad de carga del elemento, pero como un parámetro para conocer la profundidad de picadura [42]:

$$x_0 = 83.8 + 7.4 \frac{c}{\phi_0} - 22.6 f_{c,sp} \quad (10)$$

dónde $f_{c,sp}$ es la resistencia a la tensión (MPa).

Algunos autores indican que la posición de la varilla de acero en el cuerpo de concreto influye en los efectos de la corrosión [42]:

$$w = 0.05 + \beta(x - x_0) \quad (11)$$

dónde β es un coeficiente que depende de la posición de la varilla ($\beta = 0.01$ para varillas en la parte superior y 0.0125 para varillas en la parte inferior).

Por otra parte se pueden tomar varias de las ecuaciones anteriores y generar una nueva ecuación que contenga diferentes parámetros [42]:

$$\Delta A_{s0} = A_s \left[1 - \left[1 - \frac{\alpha}{\phi_0} \left(7.53 + 9.32 \frac{c}{\phi_0} \right) 10^{-3} \right]^2 \right] \quad (12)$$



dónde \emptyset_0 es el diámetro de la varilla (mm); α es el factor de concentración de picadura; c es el recubrimiento (mm); ΔA_{s0} es la pérdida de sección de masa (mm^2); A_s es sonido del acero en la sección transversal (mm^2).

Específicamente en el tema de grietas en el concreto ocasionadas por corrosión en vigas se tienen trabajos en los que se contempla la relación que existe entre la pérdida de capacidad pórtate del elemento y la pérdida de masa en el acero de refuerzo [44]. En dicho trabajo se encontró una relación lineal entre la penetración media de la corrosión (X_{AVER}) y la profundidad de picadura máxima (PIT_{MAX}). A su vez se relacionó la capacidad residual de carga con la pérdida de masa en el acero ocasionada por corrosión, la cual decreció hasta un 40% en algunos elementos, mientras que si la corrosión fue de tipo localizada la pérdida de capacidad decreció hasta un 60%.

A su vez Wang et al. [45] mencionan la importancia de investigar las grietas en el concreto reforzado, y proponen un modelo que arroja predicciones razonables para el ancho de las grietas ocasionadas por corrosión. Algunos autores [46–48] han trabajado con el análisis de elementos de concreto presforzado dañados por el proceso de corrosión. Sin embargo, pocos autores han trabajado con el análisis de grietas en concreto presforzado, y en algunos casos en los que se ha llevado a cabo el estudio, no se ha relacionado el agrietamiento con el fenómeno de la corrosión, tal es el caso de Tatatinov et al. [49], quienes evaluaron las grietas generadas en los durmientes de las vías ferroviarias mediante pruebas de ultrasonido. Por otro lado Vélez et al. [50] analizaron la respuesta electroquímica a la corrosión temprana en elementos de concreto presforzado expuestos a agua salada, aunque no se presenta un análisis de cómo éste afecta al desempeño mecánico del elemento, de ahí la importancia de llevar a cabo un trabajo en el que se evalúe el comportamiento del concreto en estas condiciones.

En su mayoría los trabajos anteriores están basados en características como pérdida de masa en el acero o medición del agrietamiento en el concreto, pero no en la relación que existe entre este deterioro de los materiales y su influencia en la capacidad de carga del elemento, de hecho, las ecuaciones presentadas están ajustadas para elementos de concreto reforzado y no para concreto de presfuerzo, de ahí la importancia de este trabajo.



2.8 Modelos de aprendizaje automático

De acuerdo con Bishop [51], el problema de la búsqueda de patrones en los conjuntos de datos es fundamental y ha sido estudiado de manera exitosa a través de la historia. Bishop menciona que las observaciones astronómicas de Tycho Brahe en el siglo XVI le permitieron a Johannes Kepler descubrir las leyes empíricas del movimiento planetario, que a su vez proporcionó un trampolín para el desarrollo de la mecánica clásica. En el campo del reconocimiento de patrones se considera de gran importancia el descubrimiento automático de regularidades en los conjuntos de datos a través del uso de algoritmos computacionales, y el uso de estas regularidades para tomar acciones como la clasificación de datos en diferentes categorías.

Una dirección importante de gran interés en el aprendizaje automático es el desarrollo eficiente de algoritmos para el diseño de modelos y también para análisis y predicciones. Esto último está ganando cada vez más importancia en los albores de lo que llamamos la era del *big data*, en que tenemos que trabajar con cantidades enormes de datos, los cuales podrían ser representados en espacios de dimensiones muy extensas. Estos métodos y técnicas han sido de gran interés en diferentes áreas de investigación, tales como Estadística y Aprendizaje Estadístico, Reconocimiento de Patrones, Análisis y Procesamiento de Imágenes, Ciencia Computacional, Procesamiento de Datos, Bioinformática, Automatización Industrial, entre otros. Independientemente de cada una de las diferentes áreas, en todas se utiliza un grupo de métodos a los cuales llamamos *Machine Learning (ML)* [52]. Theodoridis también menciona que dos de los problemas más importantes en el área de ML son la clasificación y la regresión.

2.8.1 Clasificación

El objetivo de la clasificación es el de asignar un patrón desconocido a una de varias clases que se consideran conocidas. Por ejemplo, en el estudio de grietas presentes en estructuras de concreto reforzado o concreto presforzado, se buscaría que, mediante imágenes o mediciones de los elementos estructurales, el algoritmo clasificara el posible origen de



éstas, ya sea que se produjeron por proceso constructivo o por el proceso de corrosión en el acero de refuerzo, a estas opciones es a lo que llamamos clases.

El primer paso al diseñar cualquier tarea de ML es la de decidir cómo representar cada patrón en la computadora. Esto se logra mediante la etapa de pre-procesamiento de los datos; por lo tanto, se tiene que “codificar” la información relacionada que reside en los datos sin procesar de una manera eficiente y rica en información. Esto usualmente se logra transformando los datos en un nuevo espacio con cada patrón representado con un vector, $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^l$. Este es conocido como el vector característico, y sus l elementos son conocidos como valores característicos. De esta manera, cada patrón se convierte en un solo punto en l -dimensiones del espacio, conocido como espacio característico o espacio de entrada.

Una vez seleccionado el espacio de entrada, el cual los datos están representados, uno tiene que entrenar a una clasificadora. Esto se logra seleccionando un conjunto de datos cuya clase es conocida, el cual comprende el conjunto de entrenamiento. Este es un conjunto de pares (y_n, x_n) , $n = 1, 2, \dots, N$, donde y_n es la variable que denota la clase a la cual pertenece x_n , y es conocida como la etiqueta de clase correspondiente; las etiquetas de clase, y , toman valores discretos, $\{1, 2, \dots, M\}$, para tareas de M -clases de clasificaciones. Por ejemplo, para una de clasificación de dos clases, $y_n \in \{-1, +1\}$. Basados en los datos de entrenamiento, se diseña una función, f , la cual predice la etiqueta de salida dada la entrada; esto es, dados los datos medidos de las características analizadas. Esta función es conocida como clasificador, en general, es necesario diseñar un conjunto de ciertas funciones.

Una vez que el clasificador ha sido diseñado, el sistema está listo para hacer predicciones. Dado un patrón desconocido, se forma un correspondiente vector característico, \mathbf{x} , del conjunto de datos, y se conecta este valor al clasificador. Dependiendo del valor de la función $f(\mathbf{x})$, el patrón se clasifica en una o dos clases.

La Figura 10 muestra una tarea de clasificación, en donde se tiene un conjunto de puntos, en el cada uno representa un patrón en dos dimensiones, un patrón representado por estrellas k_1 , y el otro por cruces k_2 . Estos son los puntos de entrenamiento, y basado en estos puntos el clasificador aprenderá, para este caso tenemos la función lineal:

$$f(\mathbf{x}) = \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 + \theta_0 \quad (13)$$



Cuya gráfica es una línea recta (Figura 10). Después se tiene un punto marcado con un círculo azul; este corresponde a un valor medido de un patrón cuya clase es desconocida. Para este ejemplo, el sistema de clasificación sitúa a este punto en la misma clase de los puntos representados con estrellas.

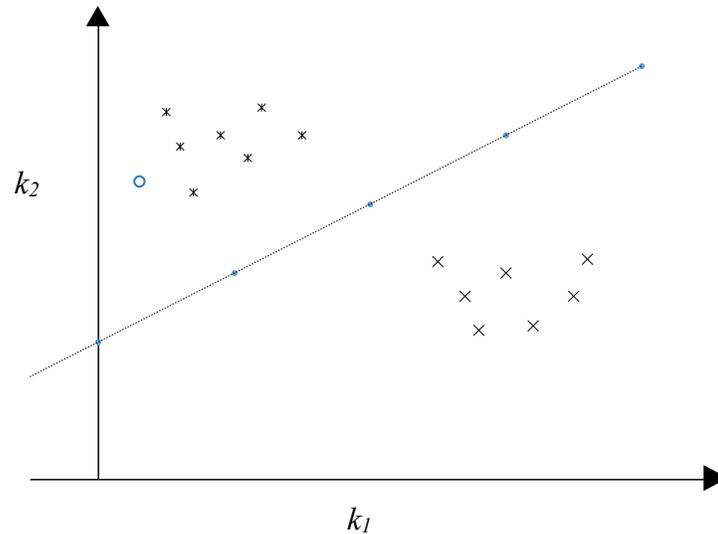


Figura 10. Clasificador diseñado para separar los datos de entrenamiento en dos clases.

Este tipo de aprendizaje es conocido como *aprendizaje supervisado*, ya que un conjunto de datos entrenados con etiquetas conocidas está disponible.

2.8.2 Regresión

La regresión comparte en gran medida la etapa de generación/selección de características descritas en el apartado anterior, sin embargo, ahora la variable de salida, y , no es una variable discreta, ya que toma valores en un intervalo en el eje real o en una región en el plano de los números complejos. La regresión un problema de ajuste de curva.

Teniendo un conjunto de puntos entrenados, (y_n, x_n) , $y_n \in \mathbb{R}$, $x_n \in \mathbb{R}^l$, $n = 1, 2, \dots, N$, buscando como objetivo estimar la función, f , cuyo gráfico se ajuste a los datos. Una vez encontrada dicha función, cuando se tiene un nuevo punto, es posible predecir un valor de

salida (Figura 11). En la Figura 11, los datos de entrenamiento son los puntos negros. Una vez que la tarea de ajuste se ha llevado a cabo, dando un nuevo punto x (azul), entonces se puede predecir el valor de salida como:

$$\hat{y} = f(x) \quad (14)$$

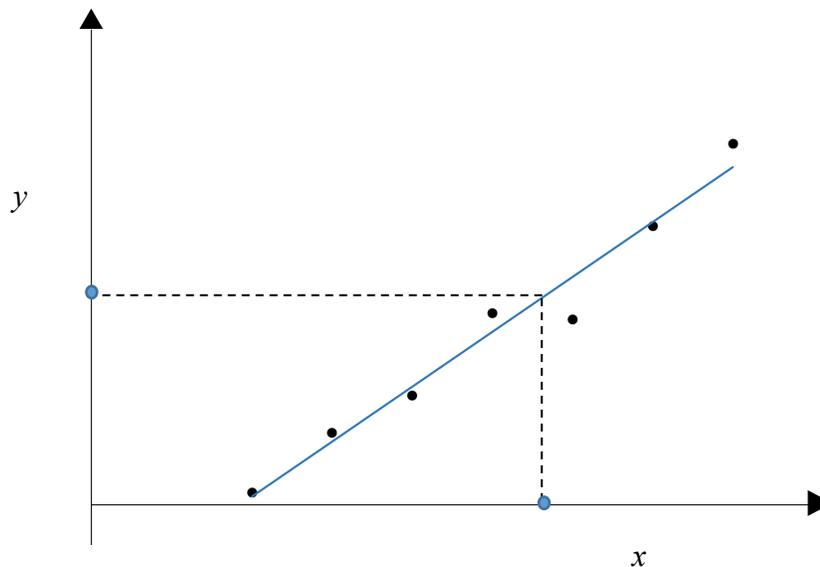


Figura 11. Línea de ajuste de regresión.

2.8.3 Modelos en ingeniería civil

Otra de las áreas con las que se están trabajando en la creación de modelos que ayuden a predecir el comportamiento de estructuras de concreto y de muchas de las áreas de ingeniería es la de aprendizaje automático. El uso de éstas técnicas de predicción del comportamiento del concreto se ha convertido en un área importante de investigación [53].

En lo concerniente a trabajar con aprendizaje automático se tienen trabajos como el de Yan et al. [54] en el que se trabajó con máquinas de vectores de soporte (SMV, por sus siglas en inglés), donde se predijo el esfuerzo a tensión del concreto. SVM es un algoritmo de aprendizaje automático basado en la teoría de aprendizaje estadístico. Este método es mejor que las redes neuronales tradicionales, las cuales están basadas en el principio



tradicional de minimización de riesgo de experiencia [55]. Por su parte, Liu et al. [56] hicieron predicciones de contracción autógena en mezclas de concreto mediante SVM.

Young et al. [57] que han trabajado con aprendizaje automático en el área de la ingeniería civil, específicamente en el estudio del comportamiento del concreto reforzado y su desempeño en esfuerzos a compresión, mencionan que no existen trabajos que en los que se usen grandes cantidades de datos experimentales. De ahí la necesidad de seguir trabajando con bases de datos y que estas a su vez sean cada vez más numerosas. Guzmán et al. [58] encontraron correlaciones mediante modelos numéricos, y con la ayuda de técnicas de aprendizaje automático se establecieron modelos predictivos para evaluar los resultados de usar ciertos aditivos en el concreto.

Por otro lado, métodos como *bagging* o *boosting* generan ensambles de clasificación manipulando los datos entrenados dados a un algoritmo de aprendizaje “base”. El objetivo de estos métodos es construir una colección (un ensamble) de clasificadores individuales que son diversos y sin embargo precisos [59]. Breiman [60] define a este tipo de predictores como métodos para generar múltiples versiones de un predictor usándolos para obtener un predictor agregado.

Dentro del área de la ingeniería civil se tienen estudios como los de Huang y Burton [61], donde se estudiaron los modos de falla de las estructuras de concreto reforzado con paneles de relleno de mampostería mediante varios modelos de aprendizaje automático, encontrando que *Decision Tree*, *Random Forest* y *Adaptive Boosting* fueron adecuados para el propósito de estudio. Al-Shamiri et al. [62] generaron un modelo mediante máquinas de aprendizaje extremo, para analizar la resistencia a la compresión utilizando 324 registros de datos de experimentos en laboratorio, en dicho estudio se encontró que el modelo se entrena rápido y no se necesitaron iteraciones durante el entrenamiento, y que el modelo generado resultó ser confiable.

Por otro lado, Yan et al. [63] trabajaron con aprendizaje automático en el análisis de fallas ocasionadas por fatiga en puentes ocasionadas por sobrecargas. A su vez, Taffese, Sistonen y Puttonen [64] analizaron el fenómeno de carbonatación, prediciendo la profundidad de ésta en estructuras de concreto reforzado y obteniendo resultados muy fiables. Reuter, Sultan y Reischl [65] concluyeron que el uso del aprendizaje automático en estudios



de superficies de fallas en el concreto es confiable, sin embargo también muestra una alta vulnerabilidad al sobreajuste de los datos.

Deng et al. [66] trabajaron con concreto reciclado y utilizaron *Deep Learning* para predecir la resistencia a la compresión, encontrando que un modelo basado en redes neuronales convolucionales predice la resistencia a la compresión del elemento aprendiendo de los rasgos profundos de las diferentes características medidas. Se dedujo que el uso de este tipo de modelo tiene ventajas en la predicción incluyendo una mejor precisión, mayor eficiencia y mayor capacidad de generalización en comparación con el modelo de red neuronal tradicional. Otros trabajos [67] también modelaron el comportamiento del concreto reciclado, encontrando que modelos basados en árboles de regresión, arrojaron predicciones bastante acertadas evaluando la resistencia a la compresión, utilizando la resistividad eléctrica como parámetro de entrada.

Guzmán et al [68]. concluyeron en su trabajo que con un modelo de *Deep learning model* se logra predecir con aproximadamente un 92% de precisión la resistencia a la flexión en el concreto con relación a su resistencia a la compresión. Además, mencionan que ese tipo de estudios puede ser replicados para la predicción de otras características del concreto como la velocidad de pulso ultrasónico, la resistividad eléctrica, entre otras.

En el caso específico de análisis de grietas en concreto reforzado se tiene el trabajo de Yokoyama y Matsumoto [69], donde se trabaja con aprendizaje automático para detectar grietas en la superficie del concreto reforzado, esto con el uso de imágenes tomadas en campo. Sin embargo, no considera el origen del agrietamiento ni su influencia en la pérdida de capacidad portante del elemento, ya que el modelo sólo detecta las grietas en el concreto utilizando una red neuronal de convulsión.

La propuesta de este trabajo es la de modelar el proceso de corrosión en estructuras de concreto presforzado, para la toma de decisiones de acuerdo con la vida útil del elemento, es decir, tener las herramientas suficientes para determinar si una estructura tiene la capacidad de seguir prestando el servicio para el cual fue diseñado, si se requiere una intervención correctiva o si es necesario sustituir el elemento.



CAPÍTULO 4

IV. METODOLOGÍA

4. Metodología

Se elaboraron seis especímenes de concreto presforzado (Figura 12), a los cuales se les adicionó cloruro de sodio (NaCl) en el tercio medio, y se conectaron a un galvanostato con la finalidad de aplicarles una corriente eléctrica constante y así acelerar el proceso de corrosión.

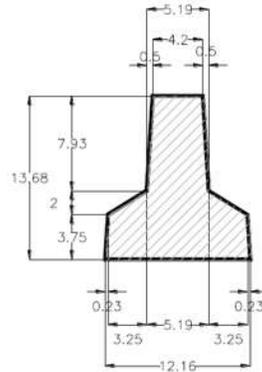


Figura 12. Geometría de las vigas utilizadas.

Se embebieron cinco varillas de 5 mm de diámetro, una en la parte superior y cuatro en la parte inferior del elemento, esto con la intención de que las barras de acero trabajen como cátodo y ánodo, respectivamente (Figura 13).

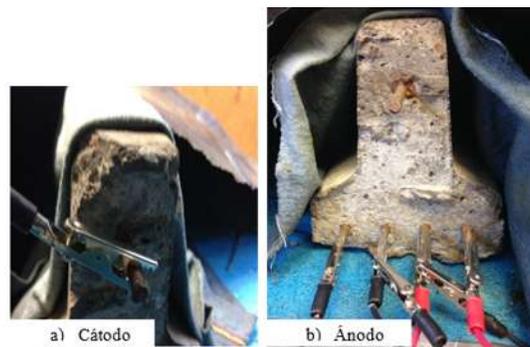


Figura 13. Geometría de las vigas utilizadas.



Se caracterizaron semanalmente las grietas que se presentaron, midiendo sus longitudes y anchos, esto hasta la fecha en que se prueben los elementos a flexión (Figura 14). El levantamiento de grietas o mapeo se registró en una hoja de cálculo para poder graficar el crecimiento de las mismas.



Figura 14. Caracterización de grietas ocasionadas por corrosión.

Una vez hecho el levantamiento de grietas se prosiguió a llevar a la falla a las vigas mediante la prueba de tensión en tres puntos (Figuras 15-17).

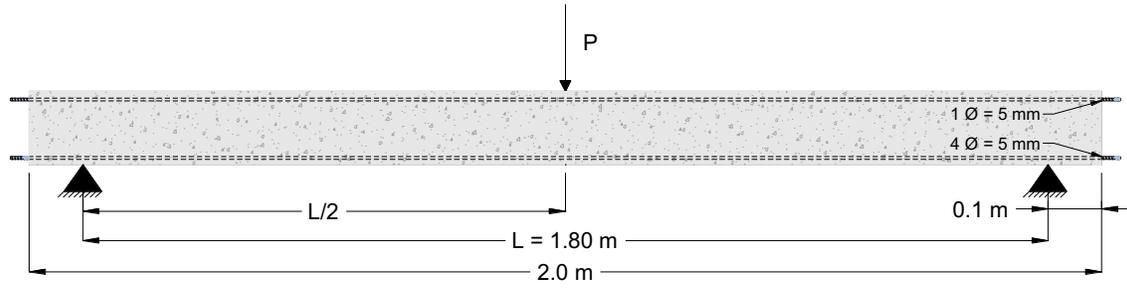


Figura 15. Diagrama de la aplicación de la carga a flexión.

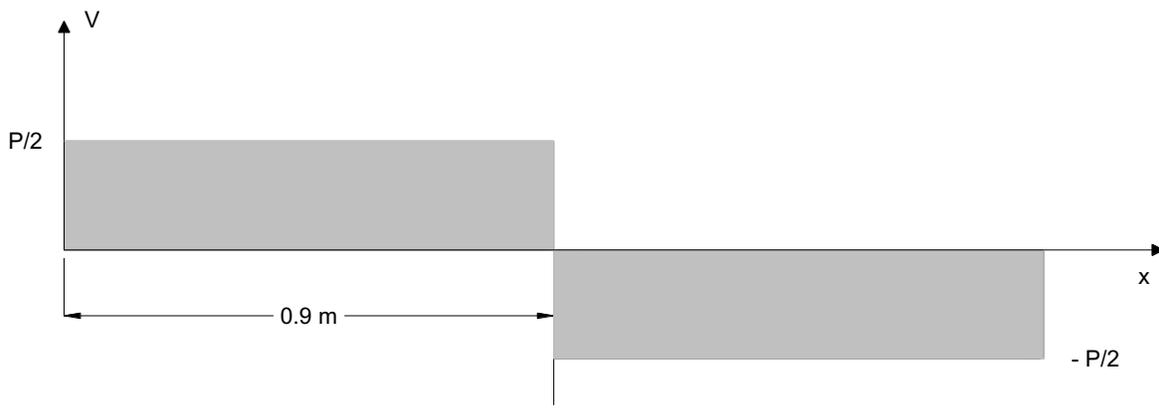


Figura 16. Diagrama de cortante

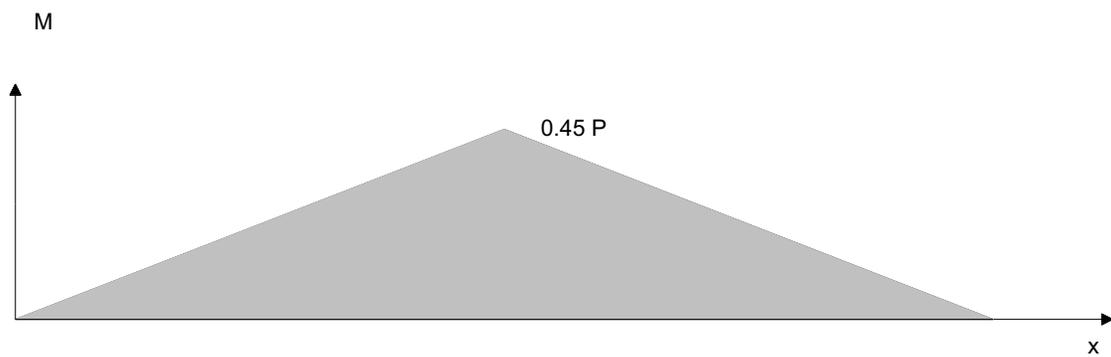


Figura 17. Diagrama de cortante.



De la caracterización de las grietas se realizaron gráficas donde se consideraron los anchos máximos y los largos máximos de cada grieta, así como la posición de cada una de ellas, para después generar un modelo que, mediante aprendizaje automático, ayude a predecir la capacidad de carga de las vigas de concreto presforzado, tomando como referencia una sexta viga que servirá para comparar los valores reales con los valores predichos por el modelo.

Se consideraron dos conjuntos de datos, el primero (modelo 1) consideró todos los datos obtenidos en las mediciones, el segundo (modelo 2) se redujo mediante un análisis estadístico (diagrama de caja), para eliminar los datos atípicos.



CAPÍTULO 5

V. RESULTADOS



5. Resultados

A continuación, se presentan algunos resultados que se han obtenido de pruebas realizadas a vigas de concreto presforzado y vigas de concreto reforzado, en investigaciones que precedieron a este trabajo [70], los cuales ayudan a entender con mayor claridad los resultados de esta nueva investigación.. Los resultados muestran un incremento considerable en la aparición de grietas longitudinales en el sentido del acero de presfuerzo, teniéndose un incremento en las longitudes acumuladas de 1.7 cm/día después de la conexión. De igual modo, los anchos de grieta aumentaron a partir de la conexión del galvanostato, presentando un incremento 10 veces mayor. La velocidad de corrosión calculada mostró que en un año las barras de acero de presfuerzo, a la densidad de corriente aplicada, perderían 0.75 mm de radio, lo que coloca al elemento en un alto riesgo debido a la corrosión, además se observó al limpiar las barras de acero que la corrosión presentada fue de tipo localizada. Se calculó la pérdida de masa teórica (faradaica) y la gravimétrica (real) y se encontró que ambas fueron muy similares, presentando una eficiencia en el sistema de 95%. Para la capacidad de carga a flexión se tuvo una disminución promedio de 41% entre vigas que no fueron sometidas al proceso de corrosión acelerada y aquellas que si lo fueron. En el caso de las varillas extraídas de las vigas y probadas a tensión se encontró que tuvieron un porcentaje de pérdida de capacidad de carga del 12 al 15%.

Capacidad de carga remanente vs Pérdida de masa por corrosión

La Figura 18 muestra la relación de la pérdida de radio por corrosión y la capacidad remanente de carga estructural encontrada en diferentes estudios realizados, en donde sólo los puntos rojos representan elementos elaborados con concreto presforzado. Esto debido a la falta de información en relación con el concreto presforzado.

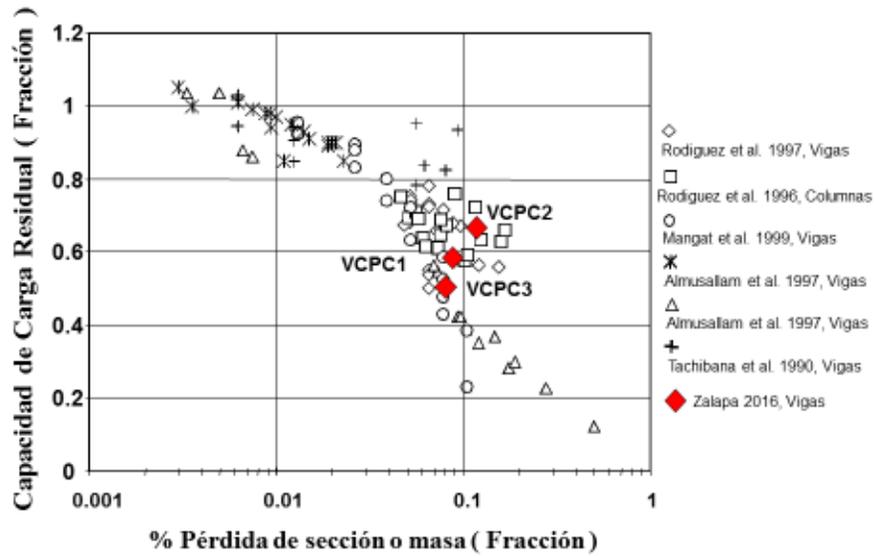


Figura 18. Realación entre la pérdida de masa y la capacidad remanente de la carga estructural (Torrees-Acosta y Martinez-Madrid), 2003, en Zalapa, 2016)

Los valores de los elementos de concreto presforzado se encuentran dentro de la nube de datos de elementos reforzados, lo que hace pensar que no existe diferencia alguna y que la fuerza de pre-compresión debida al presforzado no afectó el resultado final de capacidad de carga de las vigas presforzadas [70].

Ancho máximo de grieta vs. Pérdida de masa por corrosión

En la Figura 19 se muestra la relación existente entre ancho máximo de grieta vs Pérdida de masa por corrosión en diferentes investigaciones. De nueva cuenta, los elementos rojos representan elementos elaborados con concreto presfuerzo, mientras que el resto pertenecen a elementos de concreto reforzado. Se observa que para la misma pérdida de acero por corrosión (de radio o de masa), se obtuvieron anchos de grieta menores. Esto corrobora lo observado en la investigación de Mullins et al. [71] en donde se usaron pilas presfuerzadas de concreto y las grietas formadas en experimentos de corrosión acelerada, tuvieron anchos menores que los observados en elementos de concreto sin presfuerzo (o simplemente reforzadas).

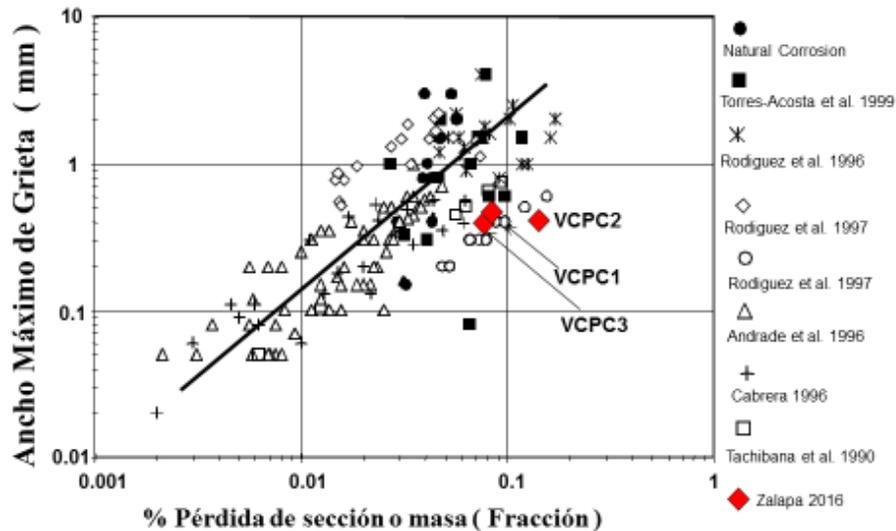


Figura 19. Relación entre la pérdida de sección o masa y el ancho máximo de grieta (Torres-Acosta y Martínez-Madrid, 2003, en Zalapa, 2016).



Momentos resistentes

Los momentos resistentes fueron calculados de acuerdo a las Normas Técnicas Complementarias para Diseño de Estructuras de Concreto Reforzado [72].

$$M_R = 0.42 T - m$$

La Tabla 11 presenta el resumen de los momentos resistentes de las vigas control, así como los de las vigas dañadas por corrosión (BDC).

Tabla 11. Carga y momento resistente de cada viga analizada.

Beam	P (kg)	Mu (T-m)
CB 1	2588	1.1646
CB 2	2556	1.1502
CB 3	2681	1.2065
BDC 1	1538	0.6921
BDC 2	1698	0.7641
BDC 3	1393	0.6269
BDC 4	1126	0.5067
BDC 5	1476	0.6642
BDC 6	1444	0.6498

Los resultados mostrados en la Tabla 11 muestran que los momentos resistentes sufren un decremento del orden del 45%.

Datos recopilados

La Tabla 12 presenta los resultados obtenidos usando como datos de entrada las de localización, ancho y largo de grietas, así como la resistencia a la tensión.



Tabla 12. Resumen de datos utilizados para generar el modelo, obtenidos mediante mediciones.

No. Viga	Tiempo (días)	x	y	Longitud (cm)	Ancho (mm)	Carga Última (kg)	No. Viga	Tiempo (días)	x	y	Longitud (cm)	Ancho (mm)	Carga Última (kg)
1	64	86.00	8.00	0.00	0.08	1538.00	3	64	87.50	9.80	2.51	0.20	1393.00
1	64	86.25	8.00	0.25	0.08	1538.00	3	64	90.00	9.50	2.52	0.15	1393.00
1	64	87.50	8.00	1.25	0.15	1538.00	3	64	92.50	9.50	2.50	0.08	1393.00
1	64	90.00	7.50	2.55	0.15	1538.00	3	64	93.75	9.50	1.25	0.08	1393.00
1	64	92.50	7.50	2.50	0.15	1538.00	3	64	94.25	9.40	0.51	0.08	1393.00
1	64	95.00	7.00	2.55	0.20	1538.00	3	64	85.50	2.50	0.00	0.25	1393.00
1	64	97.50	7.00	2.50	0.20	1538.00	3	64	87.50	2.50	2.00	0.20	1393.00
1	64	99.50	7.00	2.00	0.20	1538.00	4	121	68.00	8.80	0.00	0.08	1126.00
1	64	100.00	7.00	0.50	0.20	1538.00	4	121	70.00	7.60	2.33	0.08	1126.00
1	64	102.50	6.80	2.51	0.15	1538.00	4	121	70.25	7.90	0.39	0.08	1126.00
1	64	103.75	6.80	1.25	0.10	1538.00	4	121	70.75	8.00	0.51	0.08	1126.00
1	64	100.00	2.80	0.00	0.08	1538.00	4	121	73.25	7.50	2.55	0.10	1126.00
1	64	100.50	2.80	0.50	0.08	1538.00	4	121	73.75	7.50	0.50	0.10	1126.00
1	64	102.50	2.80	2.00	0.08	1538.00	4	121	75.00	7.30	1.27	0.10	1126.00
2	64	76.75	6.50	0.00	0.08	1698.00	4	121	75.75	7.30	0.75	0.08	1126.00
2	64	77.50	6.20	0.81	0.10	1698.00	4	121	76.25	6.90	0.64	0.08	1126.00
2	64	79.00	6.70	1.58	0.08	1698.00	4	121	75.00	5.30	0.00	0.08	1126.00
2	64	80.25	7.70	0.00	0.15	1698.00	4	121	75.75	6.50	1.42	0.08	1126.00
2	64	80.50	7.70	0.25	0.15	1698.00	4	121	76.25	6.80	0.58	0.08	1126.00
2	64	82.50	7.80	2.00	0.10	1698.00	4	121	77.50	7.00	1.27	0.10	1126.00
2	64	85.00	8.80	2.69	0.10	1698.00	4	121	80.00	7.10	2.50	0.10	1126.00
2	64	86.25	9.20	1.31	0.08	1698.00	5	121	65.00	5.40	0.00	0.08	1476.00
2	64	87.50	9.30	1.25	0.08	1698.00	5	121	65.75	4.80	0.96	0.08	1476.00
2	64	84.50	6.50	0.00	0.08	1698.00	5	121	67.50	5.00	1.76	0.10	1476.00
2	64	85.00	6.66	0.51	0.08	1698.00	5	121	70.00	5.50	2.55	0.10	1476.00
2	64	86.00	6.30	1.04	0.08	1698.00	5	121	72.50	6.00	2.55	0.10	1476.00
2	64	87.50	6.20	1.50	0.15	1698.00	5	121	75.00	6.00	2.50	0.10	1476.00
2	64	90.00	6.20	2.50	0.15	1698.00	5	121	77.00	5.80	2.01	0.08	1476.00
3	64	28.75	3.70	0.00	0.08	1393.00	5	121	77.25	5.80	0.25	0.08	1476.00
3	64	30.00	3.80	1.25	0.08	1393.00	5	121	77.50	5.50	0.39	0.08	1476.00
3	64	32.50	2.10	3.02	0.08	1393.00	5	121	75.75	4.50	0.00	0.08	1476.00
3	64	33.25	2.00	0.76	0.08	1393.00	5	121	77.50	5.00	1.82	0.08	1476.00
3	64	80.50	10.00	0.00	0.08	1393.00	5	121	78.75	5.20	1.27	0.08	1476.00
3	64	82.50	10.10	2.00	0.08	1393.00	5	121	80.00	5.50	1.29	0.08	1476.00
3	64	85.00	9.60	2.55	0.20	1393.00	5	121	82.50	5.30	2.51	0.08	1476.00



Una vez que se generó el modelo se ingresaron los datos de tiempo, coordenadas, longitud y ancho de grieta, así como la resistencia a la flexión de una sexta viga para así comparar los resultados calculados por el modelo con los reales.

El modelo que mejor ajustó los datos fue del tipo Decision Tree, utilizando Bagged Trees. A continuación, se presenta el análisis del modelo 1 generado con el conjunto total de datos, el cual consta de 702 observaciones, en las cuales se midieron 6 características: tiempo, posición en el eje x, posición en el eje y, ancho y largo de grieta, y carga última a flexión de cada viga. Dando como resultado un total de 4212 datos utilizados para entrenar el modelo.

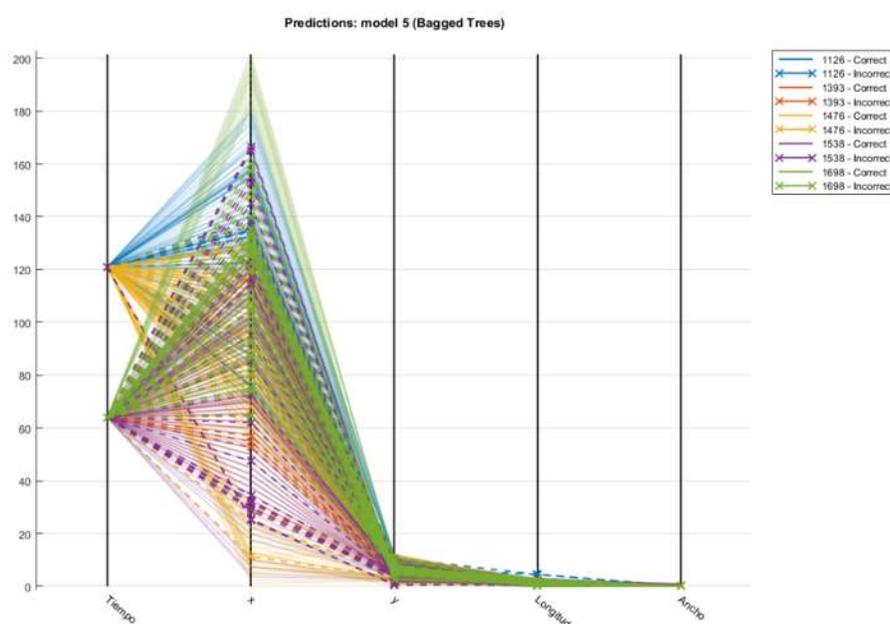


Figura 20. Diagrama de coordenadas paralelas, conjunto total de datos.

En la Figura 20 se observa el diagrama de coordenadas paralelas, en el que se distingue que en el eje longitudinal de las vigas (eje x) la mayor cantidad de grietas se encuentra en la parte central. Para poder encontrar mayores relaciones entre los datos se optó por la normalización del conjunto total, la cual permite que se observe de mejor manera el comportamiento del ancho y largo de grieta, así como la ubicación en el sentido vertical de la viga (eje y). Esta normalización se observa en la Figura 21, donde se muestra que la mayoría de las grietas causadas por corrosión se encuentran en la parte central del elemento,



lo cual se esperaba ya que, al momento de ser elaboradas las vigas, éstas fueron adicionadas con cloruro de sodio (NaCl) en esa zona, esto para acelerar el proceso de corrosión.

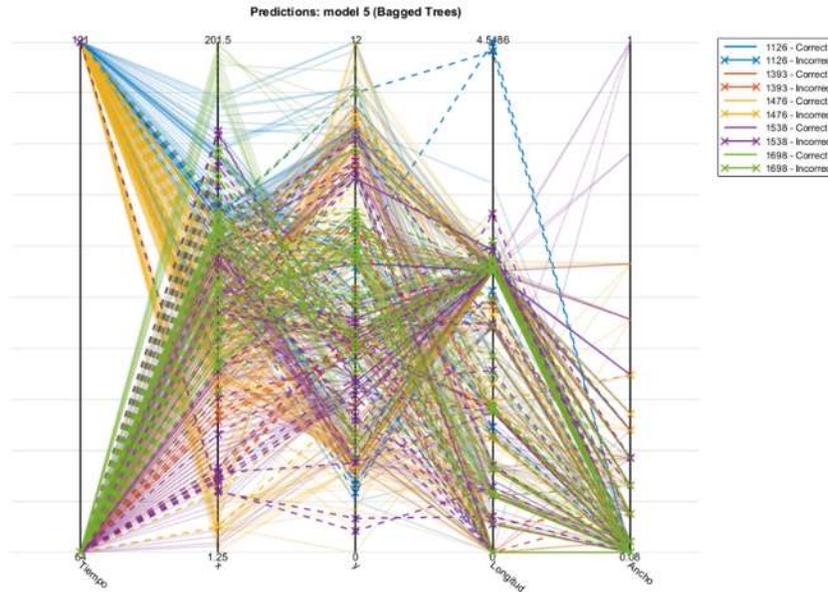


Figura 21. Diagrama de coordenadas paralelas normalizado, conjunto total de datos.

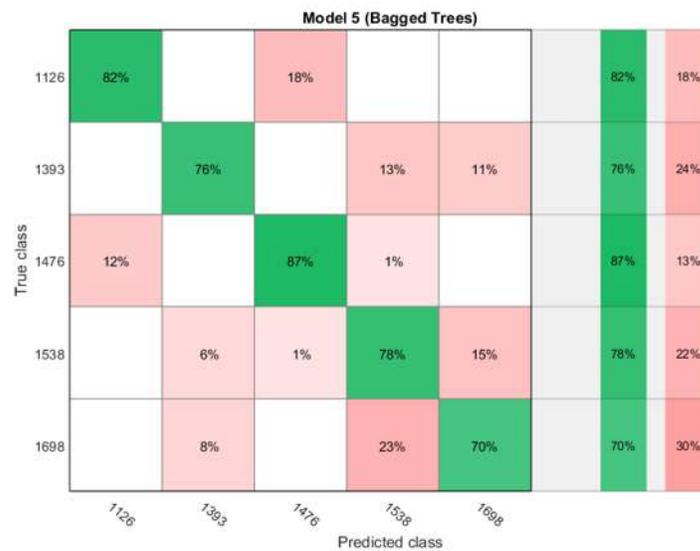


Figura 22. Matriz de confusión para el conjunto total de datos.



En la matriz de confusión (Figura 22) se observa que la clase 1476 es la que registra un mayor porcentaje de exactitud con un 87%, mientras que la de 1698 es la que presenta un porcentaje menor con 70%. Sin embargo, la clase de 1476 muestra dos falsos positivos en las clases de 1126 y 1538 con 12% y 1% respectivamente, lo que significa que existe la posibilidad de que el modelo cometa predicciones erróneas que se encuentren en este rango de valores. Por otro lado, el positivo verdadero de la clase de 1126 es de 82%, el segundo más alto de las diferentes clases, el cual sólo presenta un falso positivo en la clase de 1476 y es del 18%.

En el caso del modelo 2, éste se generó eliminado del conjunto total de datos aquellos que resultaron atípicos después de un análisis estadístico. Utilizando 509 observaciones, en las cuales se midieron 6 características del modelo 1. Dando como resultado un total de 3054 datos utilizados para entrenar el modelo.

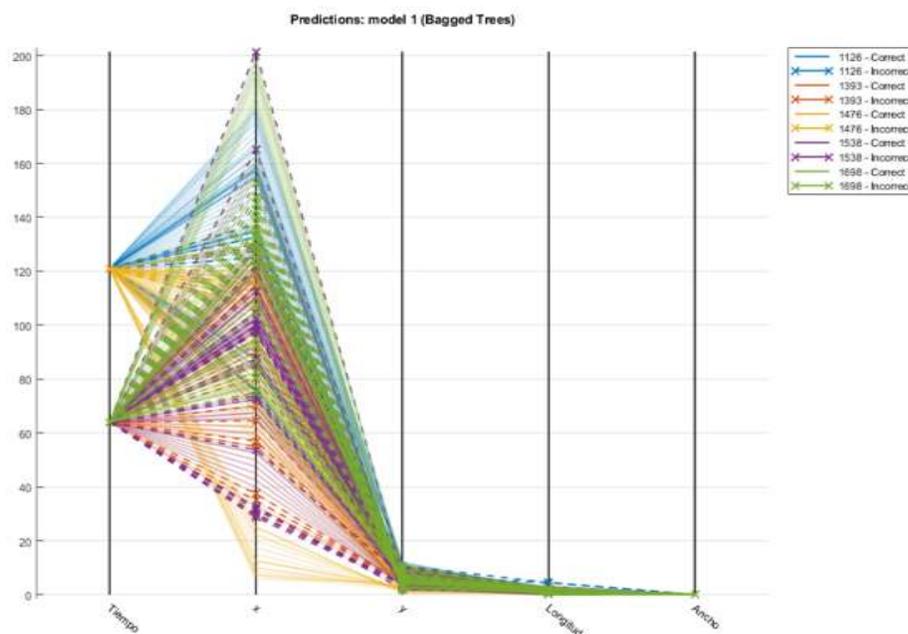


Figura 23. Diagrama de coordenadas paralelas, conjunto sin datos atípicos.



Para el caso del modelo 2 se observa en el diagrama de coordenadas paralelas (Figura 23) que de igual manera que en el modelo 1, la mayor cantidad de grietas se encuentran en la parte central de la viga. Mientras que en la Figura 24 observamos en la normalización que al realizar la discriminación de datos atípicos el modelo considera valores más pequeños en lo que corresponde a las mediciones de los anchos de grieta.

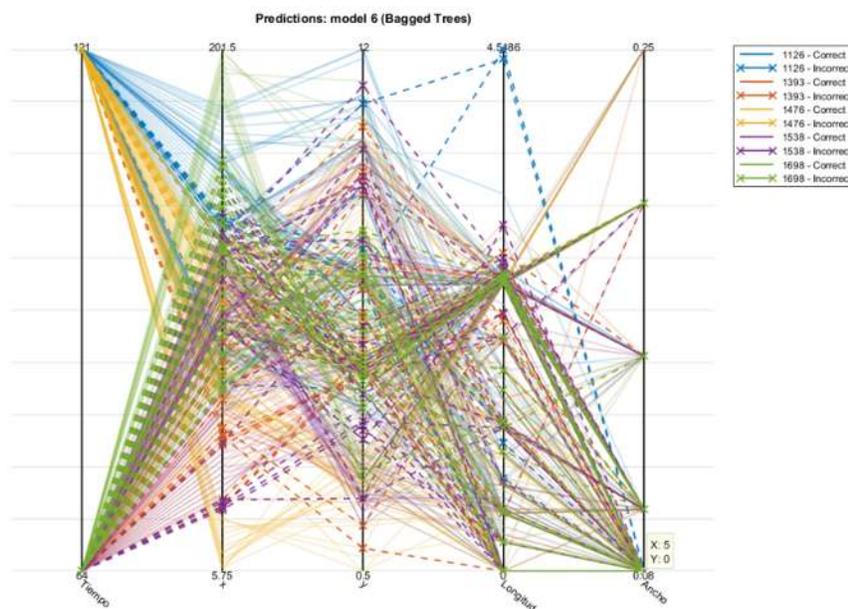


Figura 24. Diagrama de coordenadas paralelas normalizado, conjunto total de datos.

A continuación, se presenta la matriz de confusión del modelo 2 (Figura 24) donde se observa que la clase 1476 alcanza un porcentaje de exactitud del 90%, siendo una vez más la que mayores predicciones positivas verdaderas presenta, mientras que la de 1698 nuevamente presenta el porcentaje menor con un 65%. Para este caso la clase de 1476 muestra sólo un falso positivo en la clase 1126 con 10%. De igual manera que en el modelo 1 la clase de 1126 muestra solamente una clase con falso positivo, la de 1476, y su porcentaje de predicción de positivo verdadero es de 88%, el segundo más alto de este modelo (ver Tabla 13).



Tabla 13. Resumen de datos utilizados para generar el modelo, obtenidos mediante mediciones.

Tiempo (Días)	x	y	Longitud (cm)	Ancho (mm)	Carga Última Viga 6 (kg)	Predicción Modelo 1 (kg)	Error Relativo Modelo 1 (%)	Predicción Modelo 2 (kg)	Error Relativo Modelo 2 (%)
121	68.75	10.30	0.00	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	70.00	10.10	1.27	0.08	1444.00	1476.00	2.22	1126.00	22.02
121	72.50	9.80	2.52	0.25	1444.00	1476.00	2.22	1126.00	22.02
121	75.00	9.80	2.50	0.50	1444.00	1476.00	2.22	1126.00	22.02
121	77.50	9.50	2.52	0.50	1444.00	1476.00	2.22	1126.00	22.02
121	80.00	9.10	2.53	0.60	1444.00	1476.00	2.22	1126.00	22.02
121	82.50	8.20	2.66	0.40	1444.00	1476.00	2.22	1126.00	22.02
121	85.00	7.90	2.52	0.15	1444.00	1476.00	2.22	1126.00	22.02
121	87.50	8.00	2.50	0.60	1444.00	1476.00	2.22	1126.00	22.02
121	90.00	8.00	2.50	0.60	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	92.50	7.90	2.50	0.60	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	95.00	7.90	2.50	0.50	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	97.50	7.30	2.57	0.33	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	99.50	7.10	2.01	0.10	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	99.75	7.00	0.27	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1476.00	2.22
121	99.50	5.00	0.00	0.08	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	100.00	5.00	0.50	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1476.00	2.22
121	100.50	4.90	0.51	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1476.00	2.22
121	102.50	4.80	2.00	0.10	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	105.00	5.20	2.53	0.15	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	107.50	5.20	2.50	0.15	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	110.00	5.20	2.50	0.25	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	112.50	4.80	2.53	0.25	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	115.00	5.00	2.51	0.25	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	117.50	5.50	2.55	0.20	1444.00	1126.00	22.02	1476.00	2.22
121	120.00	5.10	2.53	0.20	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	120.25	5.10	0.25	0.08	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	120.50	5.10	0.25	0.08	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	120.75	5.10	0.25	0.08	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	121.25	5.10	0.50	0.08	1444.00	1476.00	2.22	1126.00	22.02
121	121.25	9.50	0.00	0.10	1444.00	1126.00	22.02	1476.00	2.22
121	122.00	9.70	0.78	0.10	1444.00	1126.00	22.02	1476.00	2.22
121	122.50	9.70	0.50	0.10	1444.00	1126.00	22.02	1476.00	2.22
121	125.00	9.20	2.55	0.10	1444.00	1126.00	22.02	1476.00	2.22
121	126.00	9.20	1.00	0.10	1444.00	1126.00	22.02	1476.00	2.22
121	127.50	9.50	1.53	0.10	1444.00	1126.00	22.02	1476.00	2.22



Continuación Tabla 13. Resumen de datos utilizados para generar el modelo, obtenidos mediante mediciones.

Tiempo (Días)	x	y	Longitud (cm)	Ancho (mm)	Carga Última Viga 6 (kg)	Predicción Modelo 1 (kg)	Error Relativo Modelo 1 (%)	Predicción Modelo 2 (kg)	Error Relativo Modelo 2 (%)
121	130.00	9.10	2.53	0.10	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	131.00	9.20	1.00	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	131.75	9.60	0.85	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	132.50	9.50	0.76	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	135.00	10.00	2.55	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	137.50	10.50	2.55	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	140.00	11.30	2.62	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	140.75	12.00	1.03	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	81.50	7.50	0.00	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	82.00	7.50	0.50	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	82.50	7.50	0.50	0.10	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	85.00	7.60	2.50	0.15	1444.00	1476.00	2.22	1126.00	22.02
121	87.00	7.70	2.00	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	98.00	7.00	0.00	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1476.00	2.22
121	98.75	7.00	0.75	0.08	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	100.00	8.10	1.67	0.30	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	102.50	6.30	3.08	0.33	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	105.00	6.90	2.57	0.33	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	107.50	6.80	2.50	0.08	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	108.00	6.80	0.50	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1476.00	2.22
121	108.50	6.50	0.58	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1476.00	2.22
121	108.75	6.40	0.27	0.08	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	114.00	2.30	0.00	0.08	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	116.25	2.40	2.25	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	117.50	2.50	1.25	0.08	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	120.00	2.20	2.52	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	122.50	2.50	2.52	0.10	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	125.00	2.10	2.53	0.10	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	127.50	2.40	2.52	0.10	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	130.00	2.30	2.50	0.10	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	132.50	2.30	2.50	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	133.25	2.30	0.75	0.08	1444.00	1476.00	2.22	1126.00	22.02
121	135.00	2.30	1.75	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	136.50	2.10	1.51	0.08	1444.00	1476.00	2.22	1126.00	22.02
121	137.50	2.30	1.02	0.08	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	138.50	2.80	1.12	0.08	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	140.00	2.80	1.50	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02



Continuación Tabla 13. Resumen de datos utilizados para generar el modelo, obtenidos mediante mediciones.

Tiempo (Días)	x	y	Longitud (cm)	Ancho (mm)	Carga Última Viga 6 (kg)	Predicción Modelo 1 (kg)	Error Relativo Modelo 1 (%)	Predicción Modelo 2 (kg)	Error Relativo Modelo 2 (%)
121	86.00	5.00	0.00	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	87.50	5.00	1.50	0.08	1444.00	1476.00	2.22	1126.00	22.02
121	88.75	4.90	1.25	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	89.25	4.90	0.50	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	90.00	4.50	0.85	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	92.50	5.00	2.55	0.08	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	95.00	4.70	2.52	0.10	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	97.50	4.70	2.50	0.15	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	100.00	4.50	2.51	0.10	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	101.25	4.90	1.31	0.08	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	57.00	7.00	2.02	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1538.00	6.51
121	57.50	6.80	0.54	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1476.00	2.22
121	60.00	7.10	2.52	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1476.00	2.22
121	62.50	7.00	2.50	0.10	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	65.00	6.90	2.50	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	67.50	6.50	2.53	0.08	1444.00	1476.00	2.22	1126.00	22.02
121	70.00	6.60	2.50	0.10	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	72.50	6.70	2.50	0.10	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	75.00	6.20	2.55	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	77.50	5.90	2.52	0.08	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	78.50	5.80	1.00	0.08	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	80.00	6.10	1.53	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	80.50	6.10	0.50	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	80.75	6.20	0.27	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	140.75	4.90	0.00	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	141.25	5.00	0.51	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	142.50	5.00	1.25	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	145.00	5.10	2.50	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	147.50	5.00	2.50	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	150.00	5.00	2.50	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	152.50	3.90	2.73	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	155.00	4.80	2.66	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	157.50	5.00	2.51	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	161.75	5.50	4.28	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	162.50	6.00	0.90	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	162.75	6.10	0.27	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	158.00	6.10	0.00	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02



Continuación Tabla 13. Resumen de datos utilizados para generar el modelo, obtenidos mediante mediciones.

Tiempo (Días)	x	y	Longitud (cm)	Ancho (mm)	Carga Última Viga 6 (kg)	Predicción Modelo 1 (kg)	Error Relativo Modelo 1 (%)	Predicción Modelo 2 (kg)	Error Relativo Modelo 2 (%)
121	160.00	6.20	2.00	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	162.50	6.00	2.51	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	165.00	6.00	2.50	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	167.50	6.00	2.50	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	170.00	5.90	2.50	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	172.50	5.20	2.60	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	175.00	5.20	2.50	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	176.00	5.00	1.02	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	177.50	5.50	1.58	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	178.75	5.50	1.25	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	170.75	11.00	0.00	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	171.25	11.50	0.71	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	172.25	11.00	1.12	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	172.50	11.00	0.25	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	175.00	10.10	2.66	0.10	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	177.50	10.10	2.50	0.10	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	180.00	10.10	2.50	0.25	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	182.50	9.90	2.51	0.40	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	185.00	9.90	2.50	0.40	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	187.50	9.30	2.57	0.40	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	190.00	9.20	2.50	0.30	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	191.50	9.20	1.50	0.20	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	191.75	9.20	0.25	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	192.00	9.60	0.47	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	190.50	9.80	0.00	0.10	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	192.50	9.80	2.00	0.25	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	195.00	10.00	2.51	0.30	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	197.50	9.80	2.51	0.30	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	200.00	9.50	2.52	0.50	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	200.75	9.50	0.75	0.50	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	105.75	6.90	0.00	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1476.00	2.22
121	107.50	7.20	1.78	0.08	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	110.00	7.50	2.52	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1476.00	2.22
121	112.50	8.00	2.55	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1476.00	2.22
121	115.00	7.80	2.51	0.08	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	117.50	7.90	2.50	0.08	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	119.25	7.50	1.80	0.08	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22



Continuación Tabla 13. Resumen de datos utilizados para generar el modelo, obtenidos mediante mediciones.

Tiempo (Días)	x	y	Longitud (cm)	Ancho (mm)	Carga Última Viga 6 (kg)	Predicción Modelo 1 (kg)	Error Relativo Modelo 1 (%)	Predicción Modelo 2 (kg)	Error Relativo Modelo 2 (%)
121	120.00	7.80	0.81	0.08	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	120.50	7.70	0.51	0.08	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	124.50	7.20	0.00	0.08	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	125.00	7.00	0.54	0.08	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	127.50	7.00	2.50	0.08	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	128.75	7.20	1.27	0.08	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	128.25	7.20	0.00	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	130.00	7.30	1.75	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	131.50	7.50	1.51	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	130.50	7.10	0.00	0.08	1444.00	1476.00	2.22	1476.00	2.22
121	132.50	7.00	2.00	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	135.00	7.00	2.50	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	137.50	6.30	2.60	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	140.00	6.80	2.55	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02
121	140.75	6.5	0.81	0.08	1444.00	1126.00	22.02	1126.00	22.02

La Tabla 13 muestra las predicciones hechas por los modelos 1 y 2, donde se puede observar que las cargas pronosticadas varían de 1126 kg hasta 1476 kg, lo que se refleja en un error relativo de 2.22% y 22.02% respectivamente. Teniendo promedios de 1247 kg y 1258 kg para el modelo 1 y modelo 2, respectivamente, con errores relativos promedio de 15.18% y 14.59%.



Predicción de la resistencia a la compresión en morteros mediante análisis de Machine Learning.

Se recopilaron datos de experimentación de diferentes mezclas de mortero, analizando un conjunto de 123 mezclas diferentes [73–79], cada una de ellas con 19 variables, obteniendo un conjunto de 2,337 datos experimentales. Con estos datos se entrenó un modelo de predicción para la resistencia a la compresión en morteros base cemento. Las variables propias de la mezcla consideradas fueron la cantidad de cemento (Cto), agua, agregado fino (AF); las adiciones de nopal (npl), azufre (S), óxido de silicio (SiO₂), escoria de alto horno, ceniza volante, ceniza de ladrillo (cel), bagazo de caña (BC), ceniza de carbón vegetal (CCV), perlita natural (PN), superfluidificante (SF) y perlita expandida (PE); las características propias de los materiales utilizados para la elaboración de la mezcla de mortero como los son la relación agua cemento (A/C), la masa volumétrica seca varillada del agregado fino (MVSV_FA), humedad actual del agregado fino (HA); así como los parámetros de tiempo y esfuerzo. Los datos se presentan a continuación en la Tabla 14, y en la Figura 25 se presenta las predicciones hechas por el modelo durante el entrenamiento, actualmente se está trabajando en la comparación de las predicciones que arroja el modelo con los datos reales que se tiene de otras mezclas probadas a compresión simple en laboratorio.

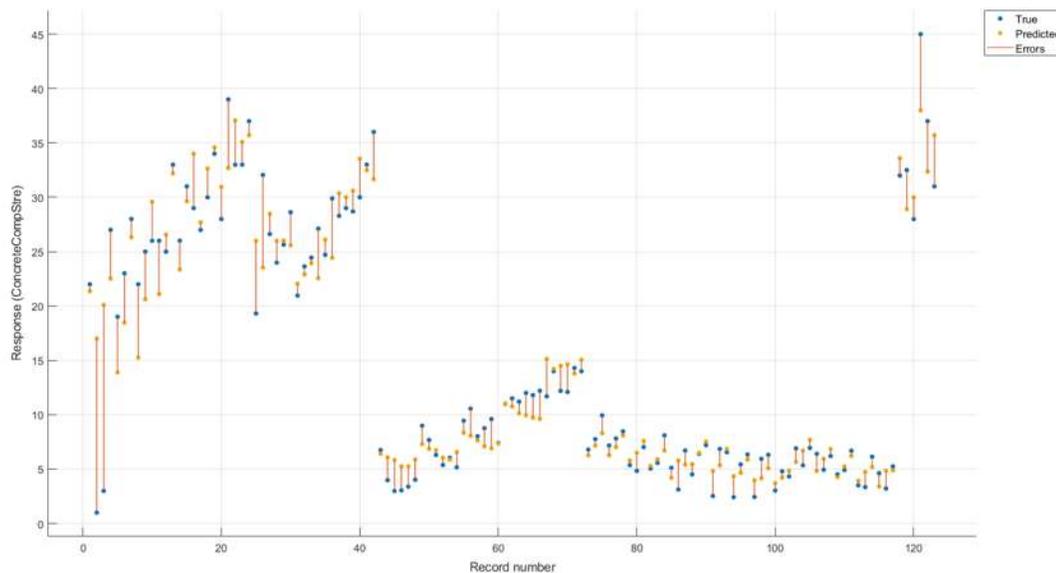


Figura 25. Modelo de predicción de la resistencia a la compresión en morteros



Tabla 14. Datos recopilados para predicción de la resistencia a la compresión en morteros base cemento, mediante Machine Learning.

No.	Cto (g)	Adiciones (%)										Agua (l)	A/C	AF (kg)	MVSV_FA (g/cm ³)	HA	SP	Tiempo (días)	Esfuerzo (kg/cm ²)
		Npl	S	SiO2	Escoria	Ceniza Volante	Cel	BC	CCV	PN	PE								
1	0.16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.68	0.45	1.54	2.54	0.00	7.00	22.00
2	0.16	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.68	0.45	1.54	2.54	1.64	7.00	1.00
3	0.16	0.30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.68	0.45	1.54	2.54	0.50	7.00	3.00
4	0.16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.68	0.45	1.54	2.54	0.00	28.00	27.00
5	0.16	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.68	0.45	1.54	2.54	1.64	28.00	19.00
6	0.16	0.30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.68	0.45	1.54	2.54	0.50	28.00	23.00
7	0.16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.68	0.45	1.54	2.54	0.00	45.00	28.00
8	0.16	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.68	0.45	1.54	2.54	1.64	45.00	22.00
9	0.16	0.30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.68	0.45	1.54	2.54	0.50	45.00	25.00
10	0.16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.68	0.45	1.54	2.54	0.00	90.00	26.00
11	0.16	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.68	0.45	1.54	2.54	1.64	90.00	26.00
12	0.16	0.30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.68	0.45	1.54	2.54	0.50	90.00	25.00
13	0.16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.68	0.45	1.54	2.54	0.00	120.00	33.00
14	0.16	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.68	0.45	1.54	2.54	1.64	120.00	26.00
15	0.16	0.30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.68	0.45	1.54	2.54	0.50	120.00	31.00
16	0.16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.68	0.45	1.54	2.54	0.00	150.00	29.00
17	0.16	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.68	0.45	1.54	2.54	1.64	150.00	27.00
18	0.16	0.30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.68	0.45	1.54	2.54	0.50	150.00	30.00
19	0.16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.68	0.45	1.54	2.54	0.00	180.00	34.00
20	0.16	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.68	0.45	1.54	2.54	1.64	180.00	28.00
21	0.16	0.30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.68	0.45	1.54	2.54	0.50	180.00	39.00
22	0.16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.68	0.45	1.54	2.54	0.00	300.00	33.00
23	0.16	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.68	0.45	1.54	2.54	1.64	300.00	33.00



Continuación Tabla 14. Datos recopilados para predicción de la resistencia a la compresión en morteros base cemento, mediante Machine Learning.

No.	Cto (g)	Adiciones (%)										Agua (l)	A/C	AF (kg)	MVSV_FA (g/cm ³)	HA	SP	Tiempo (días)	Esfuerzo (kg/cm ²)
		Npl	S	SiO2	Escoria	Ceniza_Volante	Cel	BC	CCV	PN	PE								
24	0.16	0.30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.68	0.45	1.54	2.54	0.50	300.00	37.00
25	0.15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.65	0.41	1.57	3.00	0.50	14.00	19.32
26	0.15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.65	0.41	1.57	3.00	0.50	28.00	32.05
27	0.15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.65	0.41	1.57	3.00	0.50	45.00	26.62
28	0.14	0.00	5.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.65	0.41	1.57	3.00	0.60	14.00	23.99
29	0.14	0.00	5.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.65	0.41	1.57	3.00	0.60	28.00	25.65
30	0.14	0.00	5.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.65	0.41	1.57	3.00	0.60	45.00	28.62
31	0.14	0.00	0.00	5.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.65	0.41	1.57	3.00	0.60	14.00	20.96
32	0.14	0.00	0.00	5.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.65	0.41	1.57	3.00	0.60	28.00	23.64
33	0.14	0.00	0.00	5.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.65	0.41	1.57	3.00	0.60	45.00	24.44
34	0.16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.68	0.45	1.54	2.54	0.00	28.00	27.11
35	0.16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.68	0.45	1.54	2.54	0.00	28.00	24.71
36	0.16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.68	0.45	1.54	2.54	0.00	28.00	29.89
37	0.16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.68	0.45	1.54	2.54	0.00	90.00	28.30
38	0.16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.68	0.45	1.54	2.54	0.00	90.00	29.00
39	0.16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.68	0.45	1.54	2.54	0.00	90.00	28.70
40	0.16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.68	0.45	1.54	2.54	0.00	180.00	30.00
41	0.16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.68	0.45	1.54	2.54	0.00	180.00	33.00
42	0.16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.68	0.45	1.54	2.54	0.00	180.00	36.00
43	0.15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	14.00	6.75
44	0.14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	0.00	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	14.00	3.98
45	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	10.00	0.00	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	14.00	2.99
46	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	15.00	0.00	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	14.00	3.05
47	0.12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	20.00	0.00	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	14.00	3.39



Continuación Tabla 14. Datos recopilados para predicción de la resistencia a la compresión en morteros base cemento, mediante Machine Learning.

No.	Cto (g)	Adiciones (%)										Agua (l)	A/C	AF (kg)	MVSV_FA (g/cm ³)	HA	SP	Tiempo (días)	Esfuerzo (kg/cm ²)
		Npl	S	SiO2	Escoria	Ceniza_Volante	Cel	BC	CCV	PN	PE								
48	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	30.00	0.00	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	14.00	4.02
49	0.15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	28.00	8.99
50	0.14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	0.00	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	28.00	7.67
51	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	10.00	0.00	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	28.00	6.30
52	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	15.00	0.00	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	28.00	5.38
53	0.12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	20.00	0.00	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	28.00	6.04
54	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	30.00	0.00	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	28.00	5.17
55	0.15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	45.00	9.44
56	0.14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	0.00	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	45.00	10.56
57	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	10.00	0.00	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	45.00	8.02
58	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	15.00	0.00	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	45.00	8.76
59	0.12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	20.00	0.00	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	45.00	9.60
60	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	30.00	0.00	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	45.00	7.40
61	0.15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	90.00	11.00
62	0.14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	0.00	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	90.00	11.50
63	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	10.00	0.00	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	90.00	11.20
64	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	15.00	0.00	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	90.00	12.00
65	0.12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	20.00	0.00	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	90.00	11.80
66	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	30.00	0.00	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	90.00	12.20
67	0.15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	180.00	11.70
68	0.14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	0.00	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	180.00	14.00
69	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	10.00	0.00	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	180.00	12.20



Continuación Tabla 14. Datos recopilados para predicción de la resistencia a la compresión en morteros base cemento, mediante Machine Learning.

No.	Cto (g)	Adiciones (%)										Agua (l)	A/C	AF (kg)	MVSV_FA (g/cm ³)	HA	SP	Tiempo (días)	Esfuerzo (kg/cm ²)
		Npl	S	SiO2	Escoria	Ceniza_Volante	Cel	BC	CCV	PN	PE								
70	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	15.0	0.00	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	180.00	12.10
71	0.12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	20.0	0.00	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	180.00	14.30
72	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	30.0	0.00	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	180.00	14.00
73	0.14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	14.00	6.79
74	0.14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	28.00	7.75
75	0.14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	45.00	9.94
76	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	10.0	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	14.00	7.17
77	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	10.0	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	28.00	7.81
78	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	10.0	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	45.00	8.47
79	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	15.0	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	14.00	5.36
80	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	15.0	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	28.00	4.84
81	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	15.0	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	45.00	7.02
82	0.12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	20.0	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	14.00	5.06
83	0.12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	20.0	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	28.00	5.57
84	0.12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	20.0	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	45.00	8.10
85	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	30.0	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	14.00	5.12
86	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	30.0	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	28.00	3.12
87	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	30.0	0.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	45.00	6.71
88	0.14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	14.00	4.52
89	0.14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	28.00	6.41
90	0.14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	45.00	7.21
91	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	10.0	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	14.00	2.53



Continuación Tabla 14. Datos recopilados para predicción de la resistencia a la compresión en morteros base cemento, mediante Machine Learning.

No.	Cto (g)	Adiciones (%)										Agua (l)	A/C	AF (kg)	MVSV_FA (g/cm ³)	HA	SP	Tiempo (días)	Esfuerzo (kg/cm ²)
		Npl	S	SiO2	Escoria	Ceniza_Volante	Cel	BC	CCV	PN	PE								
92	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	10.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	28.00	6.85
93	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	10.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	45.00	6.55
94	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	15.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	14.00	2.41
95	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	15.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	28.00	5.43
96	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	15.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	45.00	6.34
97	0.12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	20.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	14.00	2.44
98	0.12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	20.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	28.00	5.94
99	0.12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	20.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	45.00	6.31
100	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	30.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	14.00	3.03
101	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	30.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	28.00	4.79
102	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	30.00	0.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	45.00	4.33
103	0.14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	14.00	6.90
104	0.14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	28.00	5.35
105	0.14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	45.00	6.95
106	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	10.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	14.00	6.40
107	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	10.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	28.00	4.94
108	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	10.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	45.00	6.21
109	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	15.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	14.00	4.51
110	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	15.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	28.00	4.92
111	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	15.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	45.00	6.69
112	0.12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	20.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	14.00	3.51



Continuación Tabla 14. Datos recopilados para predicción de la resistencia a la compresión en morteros base cemento, mediante Machine Learning.

No.	Cto (g)	Adiciones (%)										Agua (l)	A/C	AF (kg)	MVSV_FA (g/cm ³)	HA	SP	Tiempo (días)	Esfuerzo (kg/cm ²)
		Npl	S	SiO2	Escoria	Ceniza_Volante	Cel	BC	CCV	PN	PE								
113	0.12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	20.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	28.00	3.35
114	0.12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	20.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	45.00	6.14
115	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	30.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	14.00	4.62
116	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	30.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	28.00	3.21
117	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	30.00	0.15	1.01	0.41	1.33	3.73	0.00	45.00	5.25
118	0.15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.65	0.41	1.57	3.00	0.00	90.00	32.00
119	0.14	0.00	0.00	5.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.65	0.41	1.57	3.00	0.00	90.00	32.50
120	0.14	0.00	0.00	5.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.65	0.41	1.57	3.00	0.00	90.00	28.00
121	0.15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.65	0.41	1.57	3.00	0.00	180.00	45.00
122	0.14	0.00	0.00	5.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.65	0.41	1.57	3.00	0.00	180.00	37.00
123	0.14	0.00	0.00	5.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.65	0.41	1.57	3.00	0.00	180.00	31.00



CAPÍTULO 6

VI. CONCLUSIONES

[73]



6. Conclusiones

En este trabajo se ha incorporado un estudio experimental para la caracterización de grietas en vigas con el majo de datos a través del aprendizaje automático para predecir el comportamiento de las mismas. El modelo de aprendizaje automático que se seleccionó fue el de Bagged Trees ya que presentaba un mayor porcentaje de exactitud, y con éste se trabajó para las predicciones tanto del modelo 1 como del modelo 2.

Es necesario que en este tipo de trabajos se cuente con bases de datos que tengan la mayor cantidad de información, ya que esto hace que el aprendizaje automático sea más preciso. En el caso de este trabajo, al llevar a cabo un estudio estadístico para depurar la base de datos, arrojó una pequeña disminución en el porcentaje de error relativo al momento de predecir la carga, del orden del 0.60% con respecto al modelo que consideró el conjunto total de datos.

Se encontró que el modelo 2 predijo una carga final a la ruptura promedio de 1258 kg, mientras que la carga real es de 1444 kg, sin embargo, hubo predicciones de 1476 kg, lo que hace pensar que se debe seguir trabajando con la depuración de datos para así poder tener una mayor exactitud.

Se observó que al tener una gran cantidad de datos de laboratorio es importante que las variaciones sean lo más pequeñas posibles, ya que muchas de ellas afectan de manera importante en el modelo final.

Las matrices de confusión mostraron que, si bien la clase con menor porcentaje de error fue la de 1476, la clase que mostró menos variaciones en cuanto a resultados de tipo falso positivo fue la de 1126, al tener sólo una clase de falso positivo, esto para el caso del modelo 1. En el modelo 2 se encontró que la predicción fue más exacta en la clase 1476 y en este caso sólo se encontró una clase que presentó un 10% de predicciones falsas positivas.

Dados los resultados obtenidos se contempla ampliar esta investigación, haciendo uso del Aprendizaje Automático para general modelos que ayuden a predecir otras características de desempeño en elementos de concreto presforzado, considerando diferentes variables del



concreto como lo son la resistividad eléctrica, velocidad de pulso ultrasónico, índice de rebote; así como variables medidas a los agregados pétreos como: humedad de absorción, masa volumétrica seca varillada, densidad, entre otros.

Finalmente, este estudio muestra una manera de recolectar datos de medición de grietas causadas por corrosión, las cuales se usan para entrenar un modelo de aprendizaje automático, el cual permite omitir pruebas destructivas a los elementos de concreto presforzado.



CAPÍTULO 7

VII. REFERENCIAS



7. Referencias

- [1] E. Hache, M. Simoën, G.S. Seck, C. Bonnet, A. Jabberi, S. Carcanague, The impact of future power generation on cement demand: An international and regional assessment based on climate scenarios, *Int. Econ.* 163 (2020) 114–133. <https://doi.org/10.1016/j.inteco.2020.05.002>.
- [2] A.M. Neville, J.J. Brooks, *Concrete Technology*, Pearson, England, 2010. <https://doi.org/10.6004/jnccn.2015.0201>.
- [3] N.D.B. M. Alexander, A. Bertron, *Performance of Cement-Based Materials in Aggressive Aqueous Environments*, Springer Netherlands, Dordrecht, 2013. <https://doi.org/10.1007/978-94-007-5413-3>.
- [4] O. Trocónis de Rincón, C. Andrade, M. Barboza, F. Irassar, J.C. Montenegro, M.G. de Lima, P. Helene, R. Vera, A.M. Carvajal, R.M. de Gutiérrez, S. Del Vasto, E. Saborio, A. Torres-Acosta, J. Pérez-Quiroz, M. Martínez-Madrid, P. Castro-Borges, E.I. Moreno, M. Salta, A.P. de Melo, I. Martínez, M. Castellote, G. Rodríguez, M. Derrégibus, M. Sánchez, E.A. de Partidas, R. Fernández, Durability of concrete structures: DURACON, an iberoamerican project. Preliminary results, *Build. Environ.* 41 (2006) 952–962. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2005.04.005>.
- [5] K. Bhargava, A.K. Ghosh, Y. Mori, S. Ramanujam, Analytical model for time to cover cracking in RC structures due to rebar corrosion, *Nucl. Eng. Des.* 236 (2006) 1123–1139. <https://doi.org/10.1016/j.nucengdes.2005.10.011>.
- [6] I. Khan, R. François, A. Castel, Prediction of reinforcement corrosion using corrosion induced cracks width in corroded reinforced concrete beams, *Cem. Concr. Res.* 56 (2014) 84–96. <https://doi.org/10.1016/j.cemconres.2013.11.006>.
- [7] M. Alanani, M. Ehab, H. Salem, Progressive collapse assessment of precast prestressed reinforced concrete beams using applied element method, *Case Stud. Constr. Mater.* 13 (2020) e00457. <https://doi.org/10.1016/j.cscm.2020.e00457>.



- [8] L. Wang, L. Dai, H. Bian, Y. Ma, J. Zhang, Concrete cracking prediction under combined prestress and strand corrosion, *Struct. Infrastruct. Eng.* 0 (2019) 1–11. <https://doi.org/10.1080/15732479.2018.1550519>.
- [9] D.S. Chundawat, D.K. Sharma, S.K. Tomar, G. Mansoori, To study the use and effect of phyllite as clinker replacement in cement manufacturing, *Mater. Today Proc.* (2020). <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2020.10.530>.
- [10] Secretaría de Comunicaciones y Transportes, N-CMT-2-02-001/02 - Materiales para Concreto Hidráulico - Calidad del Cemento Pórtland, (2001) 1–8. <http://www.cmic.org/comisiones/Sectoriales/normateca/SCT/Caracter?sticas de los Materiales/4-05.htm>.
- [11] N.B. Singh, B. Middendorf, Geopolymers as an alternative to Portland cement: An overview, *Constr. Build. Mater.* 237 (2020) 117455. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2019.117455>.
- [12] J. Davidovits, Geopolymer cement to minimize carbon-dioxide greenhouse-warming, *Ceram. Trans.* 37 (1993) 165–182. https://www.researchgate.net/publication/284682578_Geopolymer_cement_to_minimize_carbon-dioxide_greenhouse-warming.
- [13] A. Mehta, R. Siddique, An overview of geopolymers derived from industrial by-products, *Constr. Build. Mater.* 127 (2016) 183–198. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2016.09.136>.
- [14] ASTM C150/C150M-20, Standard Specification for Portland Cement, 2020. <http://www.astm.org/cgi-bin/resolver.cgi?C150C150M-20>.
- [15] NMX-C-414-ONNCCE-2017, Industria de la Construcción - Cementantes Hidráulicos - Especificaciones y Métodos de Ensayo, 2017.
- [16] S. H. Kosmatka, B. Kerkhoff, W. C. Panarese, Design and Control of Concrete Mixtures, 14th ed., 2008.
- [17] Secretaría de Comunicaciones y Transportes, N-CMT-2-02-005/04 - Materiales para Concreto Hidráulico - Calidad del Concreto Hidráulico, (2004) 1–12.



- [18] R. Benaim, The design of prestressed concrete bridges: Concepts and principles, First, Taylor & Francis, 2007. <https://doi.org/10.1201/9781482267617>.
- [19] R.T. Sataloff, M.M. Johns, K.M. Kost, Advanced Concrete Technology, 2011.
- [20] Secretaría de Comunicaciones y Transportes, N-CTR-CAR-1-02-003/04 - Estructuras - Concreto Hidráulico, (2000) 1–31.
- [21] H. Böhni, Corrosion in reinforced concrete structures, Woodhead Publishing Limited, 2005.
- [22] Secretaría de Comunicaciones y Transportes, N-CTR-CAR-1-02-004/02 - Estructuras - Acero para Concreto Hidráulico, (2002) 1–13.
- [23] H.V.S. GangaRao, N. Taly, P. V. Vijay, Reinforced Concrete Design with FRP Composites, 2006. <https://doi.org/10.1201/9781420020199>.
- [24] Secretaría de Comunicaciones y Transportes, N-CMT-2-03-001/07 - Acero y Productos de Acero - Acero de Refuerzo para Concreto Hidráulico, (2007) 1–15.
- [25] R. Dodge Woodsoon, Concrete Structures. Protection, Repair and Rehabilitation, Butterworth-Heinemann, 2009.
- [26] K. Van Tittelboom, N. De Belie, W. De Muynck, W. Verstraete, Use of bacteria to repair cracks in concrete, Cem. Concr. Res. 40 (2010) 157–166. <https://doi.org/10.1016/j.cemconres.2009.08.025>.
- [27] L. Li, Q. Wang, G. Zhang, L. Shi, J. Dong, P. Jia, A method of detecting the cracks of concrete undergo high-temperature, Constr. Build. Mater. 162 (2018) 345–358. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2017.12.010>.
- [28] E.G. Nawvy, Prestressed Concrete. A Fundamental Approach, 5th ed., Pearson, 2010.
- [29] M.K. Hurts, Prestressed Concrete Design, Second, 2017.
- [30] Secretaría de Comunicaciones y Transportes, N-CTR-CAR-1-02-007/01 - Estructuras - Estructuras de Concreto Presforzado, (2001) 1–16.
- [31] S. Ahmad, Reinforcement corrosion in concrete structures, its monitoring and service life prediction - A review, Cem. Concr. Compos. 25 (2003) 459–471. [https://doi.org/10.1016/S0958-9465\(02\)00086-0](https://doi.org/10.1016/S0958-9465(02)00086-0).



- [32] D.P. Bentz, P. Aitcin, The Hidden Meaning of Water-Cement Ratio The Hidden Meaning of Water-to-Cement Ratio, *Concret Int.* 30 (2008) 51–54.
- [33] O. Lotfi-Omran, A. Sadrmomtazi, I.M. Nikbin, A comprehensive study on the effect of water to cement ratio on the mechanical and radiation shielding properties of heavyweight concrete, *Constr. Build. Mater.* 229 (2019) 116905. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2019.116905>.
- [34] R. Siddique, P. Aggarwal, Y. Aggarwal, Influence of water/powder ratio on strength properties of self-compacting concrete containing coal fly ash and bottom ash, *Constr. Build. Mater.* 29 (2012) 73–81. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2011.10.035>.
- [35] S. Sahare, B. Karkare, RBF-Slip behaviour of reinforced concrete elements subjected to corrosion of rebar, *Case Stud. Constr. Mater.* 13 (2020). <https://doi.org/10.1016/j.cscm.2020.e00420>.
- [36] P. CYTED, Red DURAR - Manual de Inspección, Evaluación y Diagnóstico de Corrosión en Estructuras de Hormigón Armado., Río de Janeiro, 1998.
- [37] Z. Liu, F. Zhang, D. Deng, Y. Xie, G. Long, X. Tang, Physical sulfate attack on concrete lining—A field case analysis, *Case Stud. Constr. Mater.* 6 (2017) 206–212. <https://doi.org/10.1016/j.cscm.2017.04.002>.
- [38] P. Hou, Z. Guo, Q. Li, X. Zhang, J. Liu, S. Yang, X. Cheng, R. Kumar, B. Srinivasaraonaik, L.P. Singh, Comparison study on the sulfate attack resistivity of cement-based materials modified with nanoSiO₂ and normal SCMs: Pore structure and phase composition, *Constr. Build. Mater.* 228 (2019) 116764. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2019.116764>.
- [39] O. Troconis De Rincón, J.C. Montenegro, R. Vera, A.M. Carvajal, R. Mejía De Gutierrez, S. Del Vasto, E. Saborio, A. Torres-Acosta, J. Pérez-Quiroz, M. Martínez-Madrid, W. Martinez-Molina, E. Alonso-Guzmán, P. Castro- Borges, E.I. Moreno, F. Almeraya-Calderón, C. Gaona-Tiburcio, T. Pérez-López, M. Salta, A.P. De Melo, I. Martínez, N. Rebolledo, G. Rodríguez, M. Pedrón, V. Millano, M. Sánchez, E. De Partidas, Concrete carbonation in Ibero-American countries DURACON project: Six-year evaluation, *Corrosion.* 71 (2015) 546–555. <https://doi.org/10.5006/1385>.
- [40] P. Zdenek, M. Bazant, Physical Model for Steel Corrosion in Concrete Sea Structures, *J. Struct.*



- Div. 105 (1979). <http://www.civil.northwestern.edu/people/bazant/PDFs/Papers/119.pdf> (accessed May 20, 2019).
- [41] C. Andrade, C. Alonso, Corrosion rate monitoring in the laboratory and on-site, *Constr. Build. Mater.* 10 (1996) 315–328. [https://doi.org/10.1016/0950-0618\(95\)00044-5](https://doi.org/10.1016/0950-0618(95)00044-5).
- [42] T. Vidal, A. Castel, R. François, Analyzing crack width to predict corrosion in reinforced concrete, *Cem. Concr. Res.* 34 (2004) 165–174. [https://doi.org/10.1016/S0008-8846\(03\)00246-1](https://doi.org/10.1016/S0008-8846(03)00246-1).
- [43] C. Alonso, C. Andrade, J. Rodriguez, J.M. Diez, Factors controlling cracking of concrete affected by reinforcement corrosion, *Mater. Struct.* 31 (1998) 435–441. <https://doi.org/10.1007/bf02480466>.
- [44] A.A. Torres-Acosta, S. Navarro-Gutierrez, J. Terán-Guillén, Residual flexure capacity of corroded reinforced concrete beams, *Eng. Struct.* 29 (2007) 1145–1152. <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2006.07.018>.
- [45] L. Wang, L. Dai, X. Zhang, J. Zhang, Concrete cracking prediction including the filling proportion of strand corrosion products, *Materials (Basel)*. 10 (2017). <https://doi.org/10.3390/ma10010006>.
- [46] Z. Rinaldi, S. Imperatore, C. Valente, Experimental evaluation of the flexural behavior of corroded P/C beams, *Constr. Build. Mater.* 24 (2010) 2267–2278. <https://doi.org/10.1016/J.CONBUILDMAT.2010.04.029>.
- [47] W. Vélez, F. Matta, P. Ziehl, Electrochemical characterization of early corrosion in prestressed concrete exposed to salt water, *Mater. Struct.* 49 (2016) 507–520. <https://doi.org/10.1617/s11527-014-0514-1>.
- [48] M.S. Darmawan, M.G. Stewart, Effect of pitting corrosion on capacity of prestressing wires, *Mag. Concr. Res.* 59 (2007) 131–139. <https://doi.org/10.1680/macr.2007.59.2.131>.
- [49] A. Tatarinov, A. Rumjancevs, V. Mironovs, Assessment of cracks in pre-stressed concrete railway sleepers by ultrasonic testing, in: *Procedia Comput. Sci.*, 2019: pp. 324–330. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.01.143>.
- [50] W. Vélez, F. Matta, P. Ziehl, Electrochemical characterization of early corrosion in prestressed



- concrete exposed to salt water, *Mater. Struct. Constr.* 49 (2015) 507–520. <https://doi.org/10.1617/s11527-014-0514-1>.
- [51] C.M. Bishop, *Pattern Recognition and Machine Learning*, Springer, 2009.
- [52] S. Theodoridis, *Machine Learning. A Bayesian and Optimization Perspective*, 1st ed., Elsevier, 2015.
- [53] J.S. Chou, C.F. Tsai, A.D. Pham, Y.H. Lu, Machine learning in concrete strength simulations: Multi-nation data analytics, *Constr. Build. Mater.* 73 (2014) 771–780. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2014.09.054>.
- [54] K. Yan, H. Xu, G. Shen, P. Liu, Prediction of Splitting Tensile Strength from Cylinder Compressive Strength of Concrete by Support Vector Machine, *Adv. Mater. Sci. Eng.* 2013 (2013) 1–13. <https://doi.org/10.1155/2013/597257>.
- [55] U. Thissen, R. Van Brakel, A.P. De Weijer, W.J. Melssen, L.M.C. Buydens, Using support vector machines for time series prediction, *Chemom. Intell. Lab. Syst.* 69 (2003) 35–49. [https://doi.org/10.1016/S0169-7439\(03\)00111-4](https://doi.org/10.1016/S0169-7439(03)00111-4).
- [56] J. Liu, K.Z. Yan, X. Zhao, Y. Hu, Prediction of autogenous shrinkage of concretes by support vector machine, *Int. J. Pavement Res. Technol.* 9 (2016) 169–177. <https://doi.org/10.1016/j.ijprt.2016.06.003>.
- [57] B.A. Young, A. Hall, L. Pilon, P. Gupta, G. Sant, Can the compressive strength of concrete be estimated from knowledge of the mixture proportions?: New insights from statistical analysis and machine learning methods, *Cem. Concr. Res.* 115 (2019) 379–388. <https://doi.org/10.1016/j.cemconres.2018.09.006>.
- [58] J.A. Guzmán Torres, F.J.D. Mota, E.M.A. Guzmán, W.M. Molina, G.T. Ruiz, A Review of Concrete Performance Employing a Starch as Addition Using Several Regression Techniques, *Adv. Mater. Res.* 1160 (2021) 1–14. <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/amr.1160.1>.
- [59] T.G. Dietterich, An Experimental Comparison of Three Methods for Constructing Ensembles of Decision Trees, *Mach. Learn.* 40 (2000) 139–157. <https://doi.org/10.1023/A:1007607513941>.
- [60] L. Breiman, Bagging predictions, *Mach. Learn.* 24 (1996) 123–140.



<https://doi.org/10.1023/A:1018054314350>.

- [61] H. Huang, H. V. Burton, Classification of in-plane failure modes for reinforced concrete frames with infills using machine learning, *J. Build. Eng.* 25 (2019) 100767. <https://doi.org/10.1016/j.jobe.2019.100767>.
- [62] A.K. Al-Shamiri, J.H. Kim, T.-F. Yuan, Y.S. Yoon, Modeling the compressive strength of high-strength concrete: An extreme learning approach, *Constr. Build. Mater.* 208 (2019) 204–219. <https://doi.org/10.1016/J.CONBUILDMAT.2019.02.165>.
- [63] W. Yan, L. Deng, F. Zhang, T. Li, S. Li, Probabilistic machine learning approach to bridge fatigue failure analysis due to vehicular overloading, *Eng. Struct.* 193 (2019) 91–99. <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2019.05.028>.
- [64] W.Z. Taffese, E. Sistonen, J. Puttonen, CaPrM: Carbonation prediction model for reinforced concrete using machine learning methods, *Constr. Build. Mater.* 100 (2015) 70–82. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2015.09.058>.
- [65] U. Reuter, A. Sultan, D.S. Reischl, A comparative study of machine learning approaches for modeling concrete failure surfaces, *Adv. Eng. Softw.* 116 (2018) 67–79. <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2017.11.006>.
- [66] F. Deng, Y. He, S. Zhou, Y. Yu, H. Cheng, X. Wu, Compressive strength prediction of recycled concrete based on deep learning, *Constr. Build. Mater.* 175 (2018) 562–569. <https://doi.org/10.1016/J.CONBUILDMAT.2018.04.169>.
- [67] J.A. Guzmán-Torres, A. Zalapa-Damian, F.J. Domínguez-Mota, E.M. Alonso-Guzmán, Data Science and Machine Learning Technique for Predicting Electrical Resistivity in Recycled Concrete with Nopal as Addition, *Adv. Eng. Forum.* 40 (2021) 43–62. <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/aef.40.43>.
- [68] J.A. Guzmán-Torres, F.J. Domínguez-Mota, E.M. Alonso-Guzmán, Estimating the flexural strength of concrete using compressive strength as input value in a deep learning model, *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.* 1150 (2021). <https://doi.org/10.1088/1757-899x/1150/1/012019>.
- [69] S. Yokoyama, T. Matsumoto, Development of an Automatic Detector of Cracks in Concrete Using Machine Learning, in: *Procedia Eng.*, Elsevier, 2017: pp. 1250–1255. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2017.01.418>.



- [70] A. Zalapa-Damian, Evaluación de capacidad portante de elementos estructurales presforzados dañados por corrosión: caso de vigas, 2016.
- [71] G. Mullins, R. Sen, A. Goulis, K. Suh, N. Pai, A. Mehrani, A. Torres-Acosta, Lateral capacity of corroded pile bents. Final report to Florida Department of Transportation, 2001.
- [72] Reglamento de Construcción de la Ciudad de México, Normas Técnicas Complementarias para el Diseño de Estructuras de Concreto Reforzado, 2017.
- [73] I.S. Santillán-Barragán, Adición de geomateriales para incrementar el desempeño mecánico en cerámicos base Portland, Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo, 2017.
- [74] F. Bautista-León, Evaluación de la durabilidad de matrices de cemento Portland, con adición de mucílago de nopal, Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo, 2017.
- [75] J.D. Álvarez-Pita, Evaluación de la durabilidad de morteros con sustitución parcial de ceniza de elaboración de ladrillo, Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo, 2016.
- [76] J.L. Rodríguez-Bucio, Ceniza de bagazo de caña: efecto puzolánico en morteros de cemento, Universidad Autónoma de Querétaro, 2014.
- [77] J.L. Rodríguez-Bucio, Ceniza de origen orgánico: su efecto sobre las propiedades físico-mecánicas de morteros de cemento, Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo, 2012.
- [78] M.Á. Villicaña-Cupa, Efecto de la perlita expandida en el comportamiento físico mecánico de morteros de cemento, Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo, 2012.
- [79] V.M. Báez-Ángel, Evaluación por durabilidad en matrices de cmortero base cemento Pórtland con sustitución de residuos geotérmicos, Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo, 2018.



APÉNDICES

Machine Learning for Modeling the Bearing Capacity of Prestressed Concrete Elements Damaged by Corrosion

Arturo Zalapa-Damian^{1,a*}, Elia M. Alonso-Guzmán^{2,b},
José M. Ponce-Ortega^{1,c}, Wilfrido Martínez-Molina^{2,d},
Cipriano Bernabé-Reyes^{1,e} and Hugo L. Chávez-García^{2,f}

¹Chemical Engineering Department, Universidad Michoacana de San Nicolas de Hidalgo, Av. Francisco J. Mujica S/N, Ciudad Universitaria, Edificio V1, Morelia, Michoacán 58060, México

²Department of Materials, Civil Engineering Faculty, Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo, Av. Francisco J. Mújica S/N, Ciudad Universitaria, Edificio F, Morelia, Michoacán, 58060, México

^{a*}arturo.zalapa@umich.mx, ^belia.alonso@umich.mx, ^cjmponce@umich.mx,
^dwilfrido.martinez@umich.mx, ^ecipriano.bernabe@umich.mx, ^fluis.chavez@umich.mx

Keywords: Bearing, prestressed, concrete, corrosion, machine-learning.

Abstract. This work aims to study the prediction of bearing capacity of prestressed concrete beams subjected to accelerated corrosion process using Machine Learning (ML) techniques. After data collection, the results were used to model the behavior of flexural stress, and predict their final load capacity, considering position, length, and width of the cracks generated by corrosion as well as loss of bearing capacity. The study presents an analysis of 363 days old beams damaged by corrosion, connected to a galvanostat for 62, and 121 days to make faster the process. Six beams were analyzed; five of them were used to train the model, the other works as a basis to compare the results thrown by the model with the real data. After the treat, the results showed that Bagged Trees Model fits better to real data, it was seen that removing atypical data improves the correlation of predicted and real data. The actual data were compared with two different prediction analyzes; for the first one, the atypical data were not removed; in the second one, the atypical data were eliminated with a statistical analysis. Obtaining relative error percentages of 15.18%, 14.59%, presenting two predictions: final load of 1444 kg and 1126 kg. Which means a resistant moment of 650 T-m, and 506.7 T-m respectively, taking as a prediction the second value in the safe side.

1. Introduction

Concrete is the most widely used building material, due to its great performance that it presents in combination with reinforcing steel. This material provides protection to the steel against the corrosion process, due to its highly alkaline pH around 13 [1], which generates a passivating layer that surrounds and protects the steel. However, once this passivating layer is lost, either by the presence of sulfates or chlorides in the environment or in the concrete mixture, the corrosion process in the reinforced steel starts. Another problem in reinforce concrete structures is carbonation, which causes a drop in aqueous solution pH, leading to uniform rebar corrosion and production of corrosion products at the rebar surface [2].

Originally, it was thought that the service life of reinforced concrete as a building material was unlimited [3]. However, it becomes necessary to develop analytical models to determine the effect of reinforcement corrosion process on the structural performance/deterioration and to reasonably predict the safe residual service life of the corrosion affected reinforced concrete structures [4]. When corrosion is generated in the reinforced concrete, the steel volume increases, this promotes the appearance of cracks in concrete due the low capacity of this material to resist stress efforts. That is why to predict the degree of reinforced structures has been a subject of discussion for several decades [5].

It is important to analyze the behavior of prestressed concrete under corrosion environments since some authors [6] reported that the use of this material can accelerate the corrosion process, thereby

Data Science and Machine Learning Technique for Predicting Electrical Resistivity in Recycled Concrete with Nopal as Addition

José A. Guzmán-Torres^{1,a}, Arturo Zalapa-Damián^{2,b},
Francisco J. Domínguez-Mota^{3,c}, and Elia M. Alonso-Guzmán^{4,d}

¹Civil Engineering Faculty, UMSNH, Ciudad Universitaria, 58004 Morelia, Michoacán, México

²Civil Engineering Faculty, UMSNH, Ciudad Universitaria, 58004 Morelia, Michoacán, México

³Civil Engineering Faculty, UMSNH, Ciudad Universitaria, 58004 Morelia, Michoacán, México

⁴Civil Engineering Faculty, UMSNH, Ciudad Universitaria, 58004 Morelia, Michoacán, México

^ajaguzman@umich.mx, ^barturo.zalapa@umich.mx, ^cdmota@umich.mx, ^delia.alonso@umich.mx

Keywords: Data Science, Machine Learning, Nopal, Recycled Concrete Aggregate, Regression Tree

Abstract. Nowadays, the solid residues of concrete are considered waste, and this have been transformed into an environmental problem. This study analyzes the use of aggregates that comes from the concrete demolition process in order to create recycled concrete. The use of this material reduces costs and mitigates pollution. The present research describes the comparison of concrete blends using *Opuntia Ficus Indica* as an addition and recycled coarse aggregates as a substitution against a control blend. Mechanical and non-destructive tests were performed to evaluate the performance of each mixture. A data science technique was used to generate artificial data to increase the number of data to be evaluated. Numerical models were established to find correlations between all the features that describe the materials. The use of recycled aggregates and the use of the *Opuntia Ficus Indica* improved the performance in all the tests made to the concrete. Additionally, different models based on regression trees were used to predict with high accuracy the compressive strength in this kind of material just considering the electrical resistivity as an input parameter.

Introduction

The concrete demolition waste has been demonstrated to be an excellent source of aggregates for new concrete development. Several studies have been confirmed that concrete made with recycled coarse aggregates can reach mechanical properties similar to conventional concrete [1]. Considering special attention to the development of ecological materials through the application of waste materials has generated a novel research area. Moreover, to reduce the environmental impact, many efforts have been made for reducing the consumption of nonrenewable resources in the production of construction materials [2].

Mechanical tests on concrete such as compressive strength (C_s) and tensile strength (T_s), are aims for this environmentally practice [3]. The protection of the environment is an important factor that is directly connected with the survival of humanity [4]. Generally, in the European Union, 500 kg of construction rubble and demolition waste correspond annually to each citizen [5]. Therefore, the study about development and performance on concrete using different aggregates or additions are increasing noticeable [6]. The recycled concrete aggregates (RCA) are the principal components of old concrete, and for many reasons, there is a need to re-use them [4], [7]. However, to make recycled concrete a viable alternative, economically and technically, its physical and mechanical performance must be broadly analyzed. Currently, population growth demands the construction of recent infrastructure projects, which, by increasing the production of the materials necessary to carry out the construction of spaces, also brings numerous pollutants into the environment. Based on it, the materials waste of demolition could be used to elaborate sustainable concrete.

This paper presents the results about compressive strength C_s , non-destructive tests (Ultrasonic Pulse Velocity (UPV) and Electrical resistivity (Er)), and numerical analysis of the blends. In this case, the coarse aggregates were entirely replaced by recycled aggregates. In theory, the non-destructive