

**PROPUESTA METODOLÓGICA PARA PREDECIR LA RESISTENCIA A LA
COMPRESIÓN DE UN CILINDRO DE CONCRETO DE ACUERDO CON LA NORMA
DEL SECTOR DE LA CONSTRUCCIÓN MEDIANTE EL USO DE LAS TIC**

**JUAN SEBASTIAN SILVA VANEGAS
DIEGO GIANCARLO ZAPATA CORTÉS**

**UNIVERSIDAD SANTO TOMÁS
INGENIERÍA DE TELECOMUNICACIONES
BOGOTÁ
2020**

**PROPUESTA METODOLÓGICA PARA PREDECIR LA RESISTENCIA A LA
COMPRESIÓN DE UN CILINDRO DE CONCRETO DE ACUERDO CON LA NORMA
DEL SECTOR DE LA CONSTRUCCIÓN MEDIANTE EL USO DE LAS TIC**

**JUAN SEBASTIAN SILVA VANEGAS
DIEGO GIANCARLO ZAPATA CORTÉS**

PRESENTADO COMO OPCIÓN DE GRADO

**TUTOR DE PROYECTO
Ing. JESUS AUGUSTO GUZMÁN LOZANO MSc**

**UNIVERSIDAD SANTO TOMÁS
INGENIERÍA DE TELECOMUNICACIONES
BOGOTÁ
2020**

TABLA DE CONTENIDO

1. Resumen	10
1.1. Palabras Clave	10
2. Introducción	11
3. Descripción del problema en investigación	12
3.1. Planteamiento del problema	12
3.2. Formulación del problema	12
3.3. Justificación de la investigación	13
3.4. Alcance y limitaciones	13
3.5. Metodología	14
4. Objetivos	16
4.1. Objetivo general	16
4.2. Objetivos específicos	16
5. Estado del arte	17
5.1. Metodos de prueba de resistencia	19
6. Marco teórico	23
6.1. Concreto	23
6.2. Inteligencia Artificial	24
6.3. Machine learning	25
6.4. Red Neuronal	26
6.5. Red Neuronal Backpropagation	28
6.6. Método de aprendizaje supervisado	28
6.7. Regresión	28
6.8. Matlab	29
6.9. Reglamento Colombiano de construcción sismo resistente NSR-10	29
6.10. NSR-10: TITULO c – Concreto estructural	30
6.11. Recolección de Datos	30
6.12. Elección de parámetros	31

7.	Etapas de desarrollo	32
7.1.	Análisis	32
7.1.1.	Historias de usuario - SCRUM	32
7.1.2.	Requerimientos - SCRUM	32
7.1.3.	Sprint - SCRUM	33
7.1.4.	Selección de variables	33
7.1.5.	Selección de herramienta de diseño	34
7.1.6.	Algoritmo propuesto	36
7.1.7.	Importar archivos	36
7.1.8.	Visualización de archivos	36
7.1.9.	Reconocimiento de variables	36
7.1.10.	Proceso de predicción	36
7.1.11.	Muestra de resultados	37
7.1.12.	Exportar información	37
7.1.13.	Re-entrenamiento	37
7.2.	Diseño	39
7.2.1.	Diseño red neuronal	39
7.2.2.	Diseño modelo de regresiones	46
7.3.	Desarrollo	52
7.3.1.	Implementación de modelo de regresiones / red neuronal	52
7.3.2.	Desarrollo GUI	53
7.3.3.	Algoritmo Herramienta Predictiva	56
7.3.4.	<i>Entradas y Salidas De Información</i>	58
7.4.	Pruebas	59
8.	Propuesta metodológica	63
9.	Resultados	67
10.	Conclusiones	79
10.1.	Cumplimiento de objetivos	81
10.2.	Aportes de la Investigación	82
10.3.	Nuevas áreas de Investigación´	82

11. Bibliografía	84
12. Anexos	87
12.1. Anexo 1. Historias de usuario	87
12.2. Anexo 2. Glosario	89
12.3. Anexo 3. Manual de usuario	90

TABLA DE ILUSTRACIONES

Ilustración 1. Metodología de trabajo	15
Ilustración 2 . Equipo de medición de la resistencia a la compresión [6].....	20
Ilustración 3 Equipo de medición de la resistencia a la compresión [19].....	21
Ilustración 4. Proceso aplicación IA [13].....	24
Ilustración 5. Esquema red neuronal[17]	27
Ilustración 6. Diagrama diseño del algoritmo	39
Ilustración 7. Ventana inicio nnstart	39
Ilustración 8. Ventana informativa nnstart.....	40
Ilustración 9. Ventana selección de variables nnstart	40
Ilustración 10. Ventana validación y test data nnstart.....	41
Ilustración 11. Ventana configuración de capas nnstart.....	42
Ilustración 12. Ventana de entrenamiento nnstart.....	43
Ilustración 13. Ventana información de entrenamiento nnstart	44
Ilustración 14. Ventana de reconfiguración nnstart	44
Ilustración 15. Ventana deploy nnstart.....	45
Ilustración 16. Ventana salvar datos nnstart	46
Ilustración 17. Ventana importar Regression Learner	47
Ilustración 18. Ventana selección de variables Regression Learner	47
Ilustración 19. Ventana selección de respuesta Regression Learner.....	48
Ilustración 20. Ventana de modelos Regression Learner.....	49
Ilustración 21. Ventana resultada de entrenamientos Regression Learner	50
Ilustración 22. Grafica datos vs predicciones Regression Learner	51
Ilustración 23. Ventana importar modelos Regression Learner.....	51
Ilustración 24. Diagrama de flujo del algoritmo de selección	53
Ilustración 25. Interfaz gráfica de usuario.....	54
Ilustración 26. Botón de subida de archivos	54
Ilustración 27. Botón proceso de predicción.....	54
Ilustración 28. Botón guardar en el dispositivo	54

Ilustración 29. Botón de reentrenamiento con historial	55
Ilustración 30. Botón de reentrenamiento sin historial	55
Ilustración 31. Label de información de archivo (GUI).....	55
Ilustración 32. Tablas de datos (GUI).....	55
Ilustración 33. Visualización de datos aplicativo.....	61
Ilustración 34. Tabla información RMSE	61
Ilustración 35. Prueba de predicción.....	61
Ilustración 36. Diagrama de propuesta metodológica.....	63
Ilustración 37. Gráfico de resultados redes neuronales.....	68
Ilustración 38. Gráfico resultados modelos de regresión	69
Ilustración 39. Gráfico Promedios Redes Neuronales 1	70
Ilustración 40. Gráfico Promedios Redes Neuronales 2	70
Ilustración 41. Resultado redes neuronales con 80% de los datos.....	72
Ilustración 42. Resultado redes neuronales con 20% de los datos.....	72
Ilustración 43. Grafica de valores de regresiones.	73
Ilustración 44. Grafica de valores mayores y menores de Redes neuronales con el 20% de los datos.	74
Ilustración 45. Grafica de valores mayores y menores de Redes neuronales con el 80% de los datos.	74
Ilustración 46. Grafica de valores mayores y menores de regresiones con 20% de los datos.	75
Ilustración 47. Grafica de valores mayores y menores de regresiones con 80% de los datos.	75
Ilustración 48. Grafica de dispersión en comparación de la red neuronal en la edad 28.	77
Ilustración 49. Grafica de dispersión en comparación de las regresiones en la edad 28.	77
Ilustración 50. Muestra interfaz manual de usuario.....	90
Ilustración 51. Botones de acción manual de usuario.....	91
Ilustración 52. Vista tablas herramienta vacía.	92
Ilustración 53. Vista tablas herramienta con datos de prueba.....	93
Ilustración 54. Alerta de anomalías de la herramienta en el proceso de predicción.	94
Ilustración 55. Vista tablas herramienta después del proceso de predicción.	94
Ilustración 56. Confirmación de reentrenamiento.....	95

Ilustración 57. Diagrama de red reentrenada. 95

TABLA DE CODIGO

Código 1. Lectura de archivos	56
Código 2. Exportar información	57
Código 3. Sobrescribir datos en el dispositivo.....	57

TABLA DE TABLAS

Tabla 1. Tabla comparativa aplicaciones de Matlab	35
Tabla 2 . Entrada y salida de datos.....	58
Tabla 3. Ejemplo de data a procesar	60
Tabla 4 Tabla de RMSE, R^2 y r de regresiones.	67
Tabla 5 Tabla de RMSE, R^2 y r de redes neuronales.	67
Tabla 6. Tabla de errores de pruebas con distintos grupos de datos	71
Tabla 7. Tabla de resultados del análisis del RMSE y MAPE de las Regresiones con datos del 20%.	76
Tabla 8. Tabla de resultados del análisis del RMSE y MAPE de las Regresiones con datos del 80%.	76
Tabla 9. Tabla de resultados del análisis del RMSE y MAPE de las Redes neuronales con datos del 80%.	76
Tabla 10. Tabla de resultados del análisis del RMSE y MAPE de las Redes neuronales con datos del 20%.	76
Tabla 11. Tabla ejemplo manual de usuario.	90
Tabla 12. Valores RMSE actual de la herramienta.	92

TABLA DE ECUACIONES

Ecuaciones 1. Fórmula para determinar la resistencia a la compresión.....	19
Ecuaciones 2. Función entrenamiento red neuronal	52
Ecuaciones 3. Función entrenamiento modelo de regresiones.....	52
Ecuaciones 4. Formula porcentaje de error en predicción.	69

1. RESUMEN

En la actualidad, para saber la resistencia a la compresión del concreto se deben evaluar especímenes de concreto y mediante una normativa existente, conocerla en cada edad. Las estructuras son diseñadas con una resistencia a la compresión del concreto que se espera a los 28 días, pero en muchas ocasiones se requiere conocerla antes de que se cumpla esa edad por razones técnicas y económicas en el proyecto. Para poder saber la resistencia sin fallar los especímenes a las diferentes edades, se entrenan redes neuronales y se crea una herramienta predictiva con la cual, sabiendo la resistencia a 3 días o a 7 días, se puede predecir con gran exactitud, las resistencias a las diferentes edades como son; 14 días, 28 días y 56 días. Con esta herramienta, se pueden saber dichas resistencias y tomar decisiones técnicas y económicas que favorecen al proyecto sin poner el riesgo la integridad estructural del mismos.

1.1. PALABRAS CLAVE

Tecnología, Resistencia, Machine Learning, Predicción, Algoritmo, Red Neuronal, NSR10, Concreto.

2. INTRODUCCIÓN

Actualmente el sector de la construcción a nivel nacional se encuentra en una vía de desarrollo con alta demanda debido al rápido despliegue de infraestructura consecuencia de la masificación poblacional, esto sustentado por los boletines del DANE donde indica que cada año son más la cantidad nacimientos, que de defunciones a nivel nacional. Esto conlleva a la construcción de edificaciones para poder ser ocupadas por todos los colombianos como también toda la infraestructura con el fin de diferentes usos (Fabricas, bodegas, etc.).

Para que dicho desarrollo de las construcciones sea un abanico de aportes positivos para el país, se debe regular y gestionar la calidad de estas obras civiles para garantizar la seguridad de la población sin dejar de lado maximizar el compendio de los recursos económicos utilizados en los mismos. Esto mediante nuevos métodos y técnicas aplicados a la ingeniería para simplificar y acelerar cada vez más los procesos de construcción en el país los cuales vayan de la mano con las normas nacionales ya establecidas (NSR-10) [17].

Por esto se implementó una herramienta predictiva que facilitó la predicción de los resultados de las pruebas de resistencia a la compresión a los 28 y 56 días [3], que es donde debe cumplir el 100%, sin la necesidad de esperar dicho tiempo para obtener los resultados y así poder seguir en marcha el proceso de construcción con más agilidad sin dejar de lado las normas de control y calidad establecidas a nivel nacional. Esta herramienta es un apoyo para poder obtener los datos anticipadamente para tomar decisiones estratégicas respecto al futuro de la obra, pero sin sustituir las pruebas por laboratorio ya que es el método más preciso para saber con certeza la resistencia de un cilindro de concreto.

3. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA EN INVESTIGACIÓN

3.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Actualmente el alto desarrollo de infraestructuras en todo el mundo crece de manera exponencial, surgiendo de esta manera nuevas técnicas y mecanismos de construcción con la necesidad de alojar cada vez a más personas, ya sea como vivienda o para ejercer sus tareas laborales. La tecnología por su lado ha ayudado a la simplificación de tareas mecánicas y repetitivas cada vez con mayor eficacia, pero hasta ahora siempre era indispensable la toma de decisiones de parte de un ser humano para atender tareas puntuales e importantes.

Es aquí donde la inteligencia artificial marca un antes y un después ya que gracias a ella es posible tomar aquellas situaciones que pueden ser determinantes en la construcción de un inmueble y de esta manera poder minimizar el riesgo (riesgos de construcción), gastos, retrasos, etc. Y así mismo aumentar la productividad, calidad, cumplimiento de normativas y expectativas de los proyectos [1].

De lo anterior podemos tomar a manera de ejemplo el momento en que se toman muestras en una construcción para evaluar la resistencia a la compresión de los cilindros de concreto y así verificar que la resistencia corresponda conforme lo establecido en las normas nacionales. Pero hoy en día el cumplimiento de estas normas depende del resultado de final de estas muestras y de las decisiones tomadas por el encargado en el tránsito de la toma y entrega de resultados preliminares de las pruebas y hasta el momento no hay métodos confiables para tomar decisiones acertadas más que la experiencia del encargado [2][3].

Estas situaciones se podrían mejorar, si las empresas de construcción tuvieran una excelente integración con las TIC, la cual provee de información necesaria para toma y mejora de políticas nacionales para sus proyectos, esto debido a tecnologías como la inteligencia artificial (IA). Pero en muchos casos no lo tienen, o este sistema contiene información muy poco detallada, ya que se puede profundizar aún más en la información que recoge un sistema de maneras no invasivas, todo orientado a generar oportunidades de aumentar el nivel de calidad de una empresa.

3.2. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

¿Cuál es el aporte de una herramienta predictiva generada a través una propuesta metodológica orientada a la generación de valor, dentro del sector de Ingeniería Civil con herramientas TIC?

3.3. JUSTIFICACIÓN DE LA INVESTIGACIÓN

Basados en un cimiento de ingeniería de telecomunicaciones llamado informática, se decide aplicar machine learning para solucionar un problema de ingeniería.

En el área de construcciones existe un procedimiento el cual se encarga de realizar un estudio de presión de materiales, en el cual se revisa si es viable seguir utilizando un material para realizar una construcción [2][3], y para realizar un estudio de cada material se requiere estudiar cada material en un determinado momento con distintas muestras. Lo que lleva a realizar cálculos para determinar en un momento del tiempo si el material va a cumplir con lo esperado, pero este cálculo no es muy avanzado y requiere de cierto tiempo para poder ser realizado con muy baja precisión.

Con el objetivo de plantear una solución a este problema se puede utilizar machine learning con el fin de determinar las variables que influyen y los resultados anteriores para plantear una propuesta metodológica de una herramienta predictiva que sea capaz de procesar información pasada con el fin de proceder a estudiar próximos casos y poder determinar la viabilidad de utilizar un material [2], viendo que en la actualidad la velocidad con la que se construye es relativamente alta y esperar muchas veces significa detener una industria completa, lo que se puede traducir en mucho dinero perdido por cada día que se esperan los resultados de las pruebas en los cuales se determina: si es viable seguir, retirar o reparar el material, permitiendo generar un sistema de decisiones con una mayor velocidad. Garantizando que las decisiones tomadas a partir del resultado de la herramienta predictiva preserven la integridad humana en las nuevas construcciones, con toma de decisiones en menores tiempos.

3.4. ALCANCE Y LIMITACIONES

El alcance del siguiente proyecto está limitado por el cumplimiento de una serie de entregables. Los cuales son:

- Propuesta metodológica en el sector de la construcción para predecir la resistencia a la compresión de los cilindros de concreto respecto a las normas del sector [3].
- Prototipado de herramienta predictiva.
- Guía de implementación de la herramienta.

3.5. METODOLOGÍA

Propuesta metodológica para predecir resistencia a la compresión de un cilindro de concreto:

La elaboración de una propuesta metodológica apoyados en la filosofía del modelo de investigación exploratoria con la finalidad de proponer las bases teóricas, para predecir la resistencia a la compresión de un cilindro de concreto es el objetivo principal de la presente investigación, el cual comenzará su desarrollo a partir de una recolección de datos los cuales permitirán la elaboración de la propuesta de metodología para predecir.

El modelo de investigación exploratoria permite tener cierta flexibilidad en el método con el cual se investiga, el cual comenzará con una revisión documental de los avances realizados en trabajos de modelos predictivos, teniendo preferencia a trabajos y estudios sobre realizar sugerencias por medio de una IA.

A través del planteamiento de un problema, se define un objetivo, el cual va a definir el tema a investigar, seguido de una hipótesis, si no hay información precisa, que esté orientada a un modelo predictivo [4].

Terminada la investigación y la recolección y la selección de los datos. Se procede a la organización de los datos para ser tratados por herramientas de regresiones de Matlab, para generar diversos modelos de predicción y definir cuales modelos se van a utilizar según la situación basando la decisión en el menor cuadrático medio, ya que a partir de cierta información se debe predecir otras variables, planteados los modelos predictivos, se implementarán en un algoritmo que permita la utilización de los mismos y que provea la oportunidad de volver a entrenar los distintos modelos.

Para el desarrollo del algoritmo se utilizará la metodología scrum, para a partir de distintas historias de usuario se estructure el diseño del algoritmo, seguido de la implementación del diseño se harán pruebas para comprobar el correcto funcionamiento del software, el cual será una aplicación de escritorio al menos por ahora.

Para concluir se tendrá la realización de un manual de usuario, y de una propuesta metodológica, para implementar el software con otros datos que pertenezcan a otro tipo de recetas de un cilindro de concreto, con el propósito de ampliar el campo de acción de la ingeniería de Telecomunicaciones en otras áreas del conocimiento de las ramas de las ingenierías[5].

Diagrama propuesto de la metodología de trabajo:

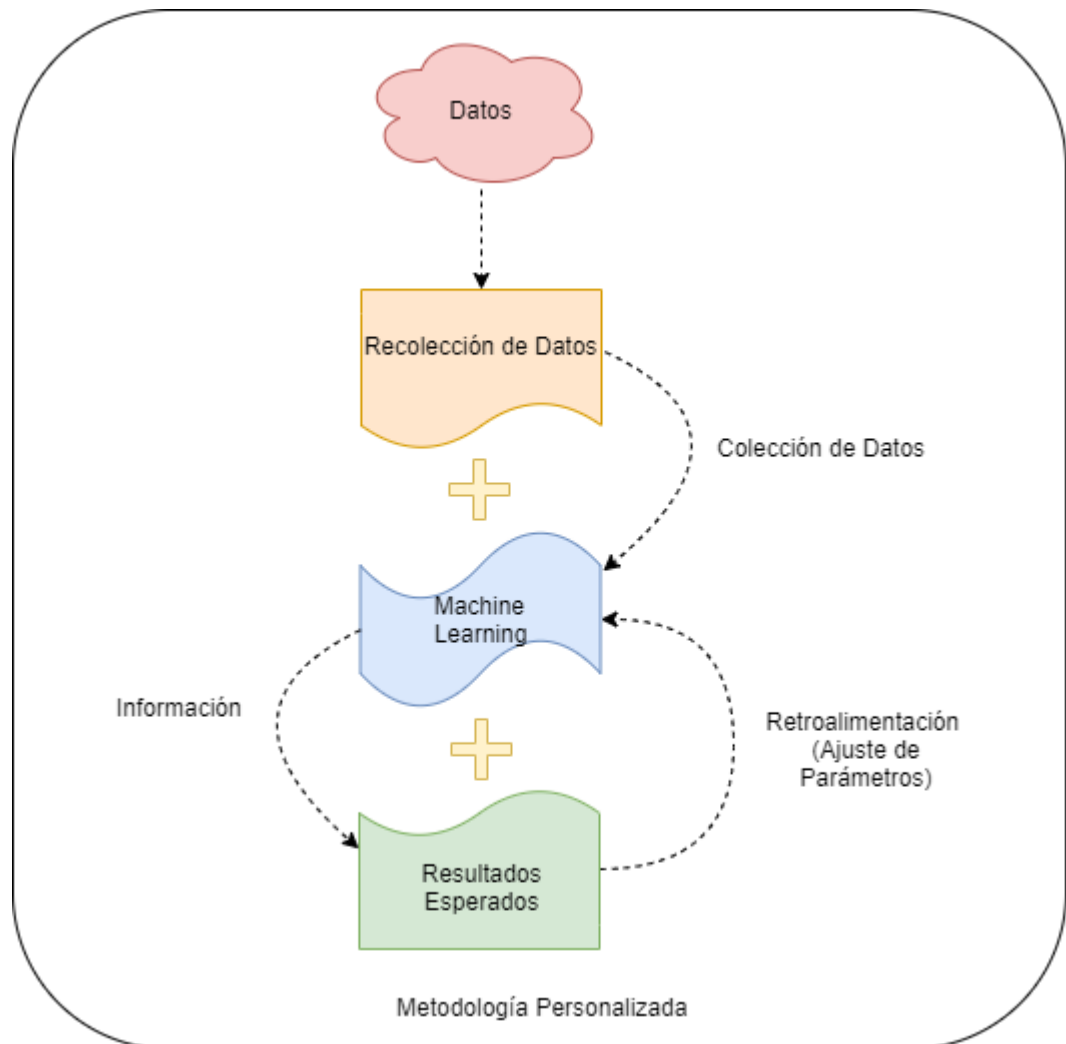


Ilustración 1. Metodología de trabajo

4. OBJETIVOS

4.1. OBJETIVO GENERAL

Plantear una propuesta metodológica para predecir la resistencia a la compresión de un cilindro de concreto respecto a lo establecido en la norma en el sector de construcción mediante el uso de las TIC.

4.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Realizar una recolección de datos para evidenciar las variables que pueden influir en el cumplimiento de la norma.
- Identificar variables y parámetros que debe cumplir la herramienta predictiva, para su diseño y realización de prototipo.
- Diseñar e implementar un prototipo de herramienta predictiva dentro de un caso específico en el sector de Ingeniería civil, bajo un ambiente controlado.
- Desarrollar la propuesta metodológica que permita predecir la rigidez de un cilindro de concreto en el sector de la construcción mediante el uso de las TIC.

5. ESTADO DEL ARTE

En el mundo existen varios estándares, para garantizar que distintas edificaciones no atenten con la vida humana, en los cuales se tienen que cumplir ciertos parámetros que en una diversidad de situaciones los edificios puedan salvaguardar vidas humanas durante un tiempo prudente hasta una evacuación o la terminación de la vida útil de un edificio. Estándares que no fueron totalmente impuestos en Colombia hasta el suceso de una calamidad en Armero. lo cual produjo en Colombia la creación de la norma sismo resistente que se renueva cada 10 años a partir de la evaluación de las normas sismo resistentes elaboradas en Estado Unidos [5].

Dentro de los estándares impuestos en Colombia se hace énfasis en realizar pruebas de compresión en el concreto para ver la cantidad de presión que puede soportar una muestra de cemento con el cual fue elaborado un edificio, con el propósito de determinar si una estructura y sus diversas partes son capaces de cumplir con las necesidades de un edificio, en blogs de ingeniería civil, como lo es “360 en concreto” creado por Argos se recomienda hacer una prueba de resistencia a la compresión a los 28 días[3], donde se supone que la muestra que se tome de los cilindros de concreto de la edificación van a presentar las características que seguirán teniendo de ese momento en adelante, aunque también se recomienda que en los próximos días en intervalos de 7 días se hagan pruebas, para ayudar a prevenir con un tiempo prudente cualquier inconveniente, pero estas muestras tempranas no determinan si al día 28 la muestra sacada del mismo cilindro de concreto, demuestre problemas o no por sí solas. Además, necesitan un análisis.

Actualmente existen varios tipos de análisis utilizando distintas herramientas [2], [6], [7], pero en general independientemente de cuál sea la prueba a realizar la resistencia a la compresión y la forma en que se concluye si la muestra cumple con las expectativas, dependen de varios factores climáticos y mayormente de la composición del cilindro de concreto, y así mismo de su relación de agua y cemento con una buena participación de los aditivos, pero no muy alta. Entonces las pruebas que se realizan son, por ejemplo: tomar de una mezcla varias muestras en cilindros, para en varios periodos de tiempo hacer una prueba destructiva del elemento, con herramientas de compresión [7][8][9], para observar el comportamiento del cilindro de concreto, la cual está en la reglamentación. pero supone esperar 28 días productivos para tomar decisiones en lo que ya está construido, lo que se traduce en mayor costo en reparaciones o peor en demoliciones y reconstrucción, los demás métodos están enfocados en evitar que se llegue a esa fecha para realizar una decisión en caso de que la muestre algún problema.

Un método alternativo es calcular la resistencia a la compresión con un pulso ultrasónico y el índice de calidad de los agregados, y a través de analizar la velocidad de la onda de

puede determinar la calidad del cilindro de concreto, pero esto depende mucho de establecer con anterioridad cuál es la velocidad de la onda según muestras ya analizadas con anterioridad. pero la velocidad de la onda depende, constantemente de la relación agua/cemento. por lo que no necesariamente da una forma general, ya que su precisión es buena pero los estudios apenas se realizaron con los cilindros de concreto en un solo sitio y falta que se desplace ese estudio a otro caso en otro lugar [6].

Además de esto existen diferentes variables de las cuales depende el resultado de las resistencias a la compresión de los cilindros; sustentado en el artículo "*Review of Variables that Influence Measured Concrete Compressive Strength*" [<https://ascelibrary.org/doi/pdf/10.1061/%28ASCE%290899-1561%281991%293%3A2%2895%29>] donde aborda todas las posibles variables que pueden influir en los resultados detallando todo el proceso desde la elaboración de la muestra en la zona de construcción, fundición de la muestra, transporte, curado y la prueba misma. Explica como las malas prácticas de fundición del concreto pueden reducir al 75% del valor total de la resistencia, como también los defectos en los moldes de las muestras, movimientos bruscos o inadecuados de las muestras en el transporte hasta el laboratorio, uso de materiales defectuosos, técnicas de recubrimiento inadecuadas entre otras más, pero donde podemos resaltar así mismo las variables ambientales que inciden sobre las muestras; principalmente la temperatura y la humedad ya que estas pueden ser medibles con mayor facilidad por medio de sensores y son un factor clave en el comportamiento de la resistencia y es un diferencial ya que en gran parte se debe tener un estricto control sobre estas para asegurar una respuesta efectiva en la resistencia. Esto aplica para la diversidad construcciones que se presentan en los diferentes pisos térmicos ya que, en todos, esta diversidad térmica sobreentiende una respuesta levemente diferente por las diferencias de la temperatura y la humedad que aplique en el momento.

De todas formas, existen distintos métodos de análisis de datos como lo es machine learning que permite entrenar un modelo con información pasada, con una larga cantidad de métodos, como lo son: árbol de decisiones, regresiones, redes neuronales, modelos gaussianos, etc.... que permiten el aprendizaje, por tanto aplicar estos métodos permiten que no solo se aprenda de casos antiguos, sino también de casos futuros, contemplando una gran mayoría de condicionales en el cálculo a futuro de la resistencia a la compresión de un cilindro de concreto. Gracias a las capacidades adaptativas de machine learning y los distintos avances que traen la posibilidad de no solo hacer análisis cuantitativos sino también cualitativos, lo que permite que se analicen distintos diseños de cilindro de concreto a poner a prueba, y de paso se puede comprobar a través del RMSE(error cuadrático medio), la precisión con la que se está prediciendo los valores futuros, basándose en estudios tempranos de cilindro de concreto lo que permitiría tomar decisiones con precisión minimizando gastos extensos por la demora que puede plantear el método actualmente aprobado[1], [9].

5.1. METODOS DE PRUEBA DE RESISTENCIA

Al momento de realizar la medición de la resistencia a la compresión uniaxial de un cilindro de concreto, se pueden realizar varios tipos de pruebas, las cuales se pueden clasificar en dos grupos principales, en las pruebas destructivas y no destructivas. Cada una de las pruebas, sin importar al grupo que pertenezca deben de realizarse, con el propósito de averiguar la resistencia del material a la edad de 28 días como regla general.

Las pruebas destructivas describen, pruebas para medir distintas resistencias a la elasticidad, tensión, flexión y a la compresión, entre otras. Las pruebas de resistencia se toman a partir de tener varias muestras de una mezcla de concreto por receta en un contexto, las cuales se toman con moldes de acero, liso de forma cilíndrica, con lubricación para retirar la muestra, y sometiendo el cilindro a una máquina que es capaz de generar cantidades de presión en un solo eje, hasta que la maquina determine que el cilindro de muestra fallo. Sabiendo el momento de falla, se puede determinar el peso al que se sometió el cilindro de cemento y determinar la resistencia a la compresión, con la siguiente formula.

$$R/C = P/A$$

Ecuaciones 1. Fórmula para determinar la resistencia a la compresión.

Donde:

P= Carga máxima aplicada en Kg.

A=Área de sección transversal, o el área perpendicular a la fuerza ejercida, en cm².

R/C= a la resistencia a la compresión en Kg/ cm² donde cada 10 Kg/ cm² equivale a 1 MPa



Ilustración 2 . Equipo de medición de la resistencia a la compresión [6]

Para realizar esta prueba se elabora adecuadamente, se debe seguir, ciertas recomendaciones, primero la superficie del cilindro debe ser completamente plana, y se recomienda, realizar la prueba con una temperatura entre 16 y 27 grados Celsius, con el propósito de que no pierda humedad la muestra[6].

Las desventajas de esta prueba, es que se debe de siempre esperar a que se llegue al día 28, y requiere de varias muestras lo que genere un costo monetario elevado, sin mencionar los equipos necesarios para la realización de la prueba.

En los métodos de pruebas no destructivas, se encuentra el método del martillo Schmidt, el cual utiliza un martillo que se debe utilizar encima de una superficie plana, entonces el martillo por dentro tiene un vástago, el cual se empuja hacia una superficie con una fuerza constante y el elemento a medir en vez de absorber toda la energía, retornará energía, dando a conocer la resistencia a la compresión, el resultado de la prueba dependerá de los siguientes factores[10]:

- Textura superficial del concreto
- Medida, forma y rigidez del elemento constructivo
- Edad del concreto
- Condiciones de humedad interna
- Tipo de agregado
- Tipo de cemento
- Tipo de encofrado

- Grado de carbonatación de la superficie
- Acabado
- Temperatura superficial del concreto y la temperatura del instrumento.

Las ventajas del esclerómetro son, el bajo costo de operación se puede realizar en zonas poco accesibles, no es una prueba destructiva, pero sus desventajas son que su resultado depende de demasiados factores, siempre va a requerir una calibración previa, pese a que el elemento de concreto transfiere la energía, también hay un grado de absorción de esta energía, haciendo más impreciso el elemento.

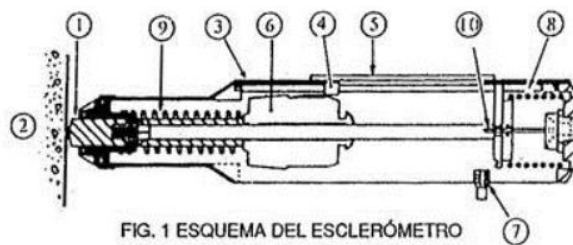


FIG. 1 ESQUEMA DEL ESCLERÓMETRO

1. Percutor, 2. Concreto, 3. Cuerpo exterior, 4. Aguja, 5. Escala, 6. Martillo, 7. Botón de fijación de lectura, 8. Resorte, 9. Resorte, 10. Seguro.

Ilustración 3 Equipo de medición de la resistencia a la compresión [19]

Hay métodos experimentales, que también no son destructivos y con base en redes neuronales, parametrizadas según la forma que se plantee, para que a partir de eso se realice un análisis y procesamiento de datos que a partir de datos ya conocidos, se entrene un modelo, dándole la capacidad de predecir los valores futuro, estableciendo valores de entrada, los cuales permitan entender el comportamiento de la resistencia a la compresión, por ejemplo, el primer ejemplo de red neuronal para la predicción de la resistencia a la compresión es basado en que a partir del peso unitario y la velocidad de pulso ultrasónico que posee el elemento de estudio, se puede estudiar su resistencia a la compresión, y se logra una baja tasa de error[11]. Otro ejemplo es utilizando las variables que influyen en la receta de la fórmula para la construcción, como lo es la cantidad de arena, el espacio utilizado, concreto, cantidad de agua y agregados[12], en el mismo estudio se hace la conclusión: la resistencia depende más de la relación concreto agua, que, de los aditivos extra, que llegan a determinar una increíble mejora, pero con base en la relación agua-concreto. En cada caso se realizaron varias pruebas y entrenamientos al definir qué datos se iban a utilizar para el entrenamiento de modelos predictivos y cuales se iban a utilizar para el testeo y validación. Comprobando en ambos casos la precisión del modelo a través de medir el error relativo, con la diferencia entre el valor real y el valor obtenido, y sacando su valor porcentual. Para finalizar con un promedio de los distintos errores por datos.

La ventaja de realizar este método es lo práctico que puede ser no tener que depender de tantas muestras de concreto, sino de las necesarias, sin olvidar que se puede lograr determinar la resistencia de un material antes de que se deba cumplir la edad 28 del elemento de estudio, teniendo en claro que además la cantidad de muestras es muy elevada y costoso.

6. MARCO TEÓRICO

6.1. CONCRETO

El concreto se empezó a utilizar desde los egipcios y ha venido evolucionando desde antes de cristo. Al Principio se pegaban las rocas con argamasa, con cagajón de caballos o burros, con sangre de res o con la misma caliza calcinada.

Desde hace aproximadamente 100 años se usa el cemento como material ligante de los demás componentes, pero se requería formar la roca artificial, pero con solo cemento era muy complejo, de ahí nace la necesidad de “agregarle “una roca de mayor tamaño al cemento para poder realizar esa roca artificial con la forma requerida.

Entonces se le adicionan los agregados al cemento y se crea el ya denominado “concreto”.

En la actualidad, el concreto u hormigón; está constituido por cemento, adiciones cementantes, agregado fino (arenas), agregados grueso (gravas), agua, aditivos y otros como fibras metálicas, fibras de nylon, fibras de polietileno, cascarilla de arroz, etc.

Cada uno de los constituyentes tienen una función básica dentro de la masa de concreto y deben tener unas características que en nuestro medio están normadas y tienen especificaciones técnicas que se evalúan y se comparan con los requerimientos de la norma respectiva:

- El cemento y el agua son la pasta, el pegante de los agregados
- Las adiciones cementantes, por tener capacidad hidráulica, similar a la de un cemento, estas trabajan en el concreto aportando a la resistencia a la compresión especialmente a 28 o más días.
- Los agregados son inertes y son el llenante, lo que forma la roca artificial
- Los aditivos le dan las características químicas al concreto, tales como el tiempo de fraguado, resistencia a la compresión – actuando sobre la pasta de cemento más agua-, velocidad de endurecimiento del concreto y otras propiedades químicas del cemento
- Los otros componentes, aportan diferentes propiedades a la mezcla de concreto en estado fresco o en estado endurecido, dependiendo la necesidad técnica específica.

El concreto u hormigón, tiene propiedades tanto en estado fresco como en estado endurecido; en estado fresco este se puede moldear y darle forma para lograr elementos arquitectónicos según el diseño que se le quiera dar, en estado endurecido es un material que aporta la resistencia a la compresión y que en conjunto con el acero sostienen la estructura de un edificio, puente, presa hidráulica, túnel, etc.

Para saber si el concreto está aportando la resistencia que se definió en cada estructura, se deben realizar pruebas en cilindros normalizados, la resistencia se espera que aporte el 100% de ella a los 28 días desde el momento que hacen contacto los constituyentes, sin embargo, es posible y en muchas ocasiones necesario evaluarla a edades anteriores como 3, 7 y 14 días.

6.2. INTELIGENCIA ARTIFICIAL

Existe una gran discusión sobre lo que lo que sí y lo que no es inteligencia artificial (IA). Debido a que se enfrenta al hecho de que hoy en día no existe una definición consensuada del término por parte de instituciones académicas o de desarrollo de este. Aun así, se puede definir a partir de determinar cuál es la finalidad de la inteligencia artificial.

La Inteligencia artificial puede ser definida como el intento de simular el comportamiento inteligente de un humano, haciendo referencia a procesos cognitivos del ser humano, En el que se involucra un ordenador o sistema, cuyo diseño es destinado a entender el contexto en que se ubica, entender cómo este contexto cambia o actúa, para ejecutar una acción en respuesta a un estímulo de su propio contexto, como por ejemplo autos autónomos, los sistemas de sugerencias dentro de las aplicaciones de streaming o de solicitud de algún producto o servicio.

Para la realización del trabajo para desarrollar una aplicación es importante tener ciertos puntos en claro, ya que la correcta aplicación de una IA es más que solo entrenar un modelo de IA, ya que muchas de las aplicaciones determinan acciones o decisiones en distintos campos de aplicación. Para diseñar e implementar una IA, primero se requiere de preparación de los datos que se obtienen, seguido de el modelado de la IA, para seguir, con el diseño del sistema y finalizar con la implementación de este.



Ilustración 4. Proceso aplicación IA [13]

Primero la Preparación de datos, y con esto no solo es recolectar los datos sino interpretarlos y darles el correcto tratamiento, dependiendo del tipo de datos, y su finalidad, como lo puede ser las imágenes, audios o información tomada de sensores. En el caso particular de este proyecto fue el seguimiento continuo de una compañía encargada de comprobar la calidad de sus elementos, a través de pruebas de resistencia a la compresión.

Segundo el modelado de la IA, Se debe seleccionar un conjunto de algoritmos y de modelos ya realizados, para cualquier método de IA como lo puede ser en el caso actual machine learning, o deep learning, regresiones, entre otros, seguido de un entorno adecuado para realizar el diseño y análisis de la IA, y en caso idóneo utilizar aceleración de cálculos utilizando GPU.

Tercero el Diseño del sistema, todo modelo de IA tiene que estar dentro de un sistema que le permita comunicarse con el exterior, una herramienta que le permita recibir otro tipo de datos que ayuden a entender el contexto para el que fue creado la IA.

Cuarto y último Despliegue, el último de los pasos consiste en qué forma se implementará el software que contiene la IA, en donde se estaría hablando de la plataforma como cuál elemento de procesamiento ejecutara el algoritmo en conjunto.

Para realizar este tipo de software existen demasiados entornos de desarrollo y así mismos muchas formas de llevar una IA a cabo, llamadas técnicas de modelado, como lo son las redes neuronales, regresiones, árboles de decisiones, Naives Bayes, K-cercano, etc.[13]

6.3. MACHINE LEARNING

Machine learning se trata de una técnica de análisis, donde se le enseña a una máquina a través de la experiencia pasada como lo ha naturalmente los animales o los individuos, por medio de algoritmos de aprendizaje automático, que emplean métodos de cálculo para aprender, solo analizando los datos, sin la necesidad de existir una ecuación con la que deba aprender. Machine learning se distingue por ser una técnica adaptativa, ya que a mayor número de información mejor el análisis, y permite que se le ingrese nueva información para que se mejore cada vez más.[14]

Una de las partes más importantes del machine learning es la forma en que un sistema aprende, y para esto existen dos técnicas de aprendizaje principales, el aprendizaje supervisado y no supervisado, El aprendizaje automático supervisado, crea modelos basados en la experiencia, lo que quiere decir que recibe datos de entrada y de salida conocidos, este método de aprendizaje se utiliza para técnicas de clasificación y regresión.

Las técnicas de clasificación se diferencian por obtener respuestas discretas, lo que se entiende como un número limitado de respuestas, como, por ejemplo: Las posibles respuestas de un sistema de clasificación puede ser un sistema que clasifique especies, entonces sus posibles respuestas serán, si es un perro, un gato, un pez o un ave. Como se puede ver hay un limitado número de posibles respuestas. Una técnica de clasificación se utiliza cuando los datos se pueden categorizar, dividir en grupos o etiquetar. Los algoritmos, más utilizados son: Árboles de decisiones, análisis discriminante, regresión logística, k-vecino más cercano, redes neuronales entre otros.[15]

Las técnicas de regresión se utilizan para hacer predicciones con respuestas continuas, dentro de un rango, como lo puede ser una resistencia, temperatura. Se utiliza mucho cuando el comportamiento de la salida del sistema es un número real, o un intervalo de datos. Un ejemplo puede ser valores como: 45.678 °C, 12.3°C, 33.45673 °C... Los algoritmos más utilizados con esta técnica son: Modelos lineales, redes neuronales y aprendizaje neuro difuso adaptativo y modelos no lineales entre otros.

La segunda forma de aprendizaje es el aprendizaje no supervisado, el cual se basa en encontrar patrones ocultos o estructuras dentro de los datos, se utiliza para ver información a partir de un conjunto de datos, con datos de entrada, pero sin respuestas etiquetadas.[15]

Una de las técnicas del aprendizaje no supervisado es el Clustering, el cual es la técnica más utilizada, se utiliza para el análisis exploratorio de datos, con el propósito de encontrar patrones que definan un grupo de datos, una de las aplicaciones del análisis de Clusters, es la investigación de mercado, el reconocimiento de objetos y análisis de secuencias genéticas.[16]

6.4. RED NEURONAL

Una red neuronal es un modelo de computación cuyo propósito es asemejarse a la forma en que el cerebro funciona, con capas de nodos conectados, con la capacidad de aprender de la información que se le ingresa, donde se entrena en reconocer patrones, clasificar datos o pronosticar eventos futuros. Las redes neuronales, descomponen entradas en capas de abstracción, donde se suele entrenar para reconocer patrones. El comportamiento está definido por la forma en que se conectan sus elementos individuales.

Las redes neuronales es la unión de diversas capas de procesamiento, con elementos que trabajan en paralelo. Siempre tendrá una capa de entrada, una o más capas ocultas y una capa de salida. Cada capa se conecta mediante nodos o neuronas.[17]

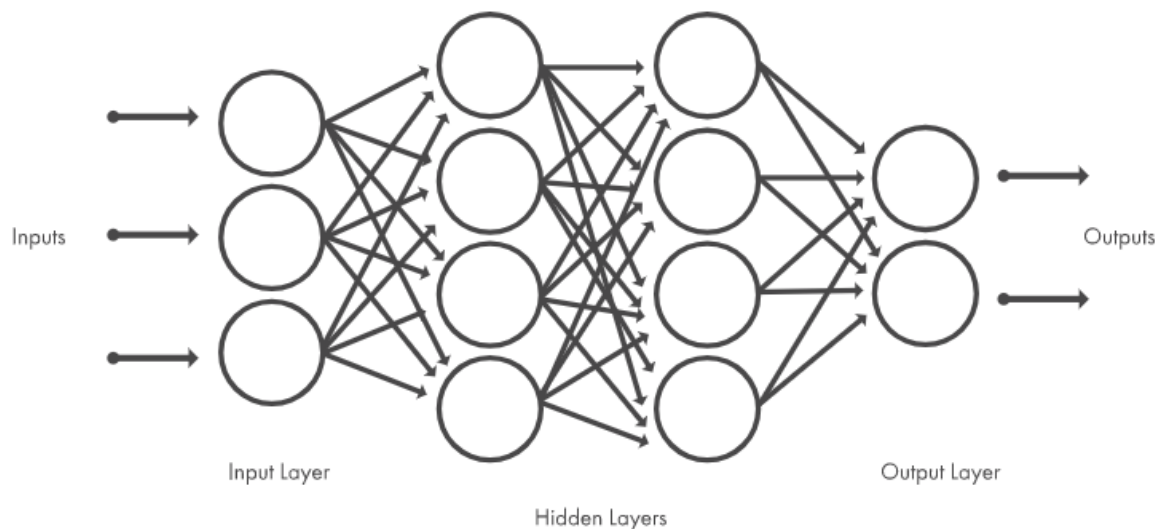


Ilustración 5. Esquema red neuronal[17]

Cada neurona biológica crea impulsos eléctricos que a través de la célula son transmitidos a lo largo de una parte alargada llamada axón, del cual salen ramas que se conectan con otras neuronas por medio de las dendritas. Los elementos que existen entre la ramificación axonal hasta la dendrita forman una conexión llamada sinapsis, cuya función es regular la transmisión del impulso eléctrico. Y así como funcionan las neuronas biológicas, las neuronas artificiales procuran imitar su comportamiento en esencia como unidad de proceso, donde poseen una serie de entradas simulando las dendritas de donde se recibe la información, la sinapsis regula el potencial o peso de la neurona y genera transformaciones de la información que se ingresa, para finalmente salir haciendo el símil a un axón[18].

La neurona modela un grupo de funciones, compuestas por las respuestas de sus pares, primero se encuentran las entradas hacia la sinapsis el cual agrega peso a cada entrada, paso siguiente, se ingresan esas entradas en una función de propagación o ponderación, esta función se encarga de transformar cada entrada proveniente de la sinapsis, en el potencial de la neurona, sumando las distintas entradas y multiplicándolas por su propio peso. Luego la función de activación toma el potencial del anterior paso, para obtener el estado futuro de la activación de la neurona. Este paso puede usar varias funciones, como una función lineal, escalón o hiperbólica. Por ultimo La función de salida convierte el estado de la neurona en la salida a la siguiente neurona[18].

6.5. RED NEURONAL BACKPROPAGATION

Una red neuronal de backpropagation, es una red que busca ajustar el peso de cada neurona, de tal manera que se pueda reducir el error, a partir de determinar cuál neurona tiene una alta participación en causar grandes errores. La forma en que se hace ese diagnóstico es como lo dice el nombre, debido a que comienza desde la última capa de neuronas hasta la primera, para determinar cuál es la neurona que provee una tasa de error elevado. Y funciona a partir del método de aprendizaje supervisado. El cual se elijo, a partir de la necesidad de garantizar la mayor precisión posible y más con los retos que plantea el contexto que se eligió para implementar

6.6. MÉTODO DE APRENDIZAJE SUPERVISADO

Es el uso de un conjunto de datos conocidos, también conocidos como conjunto de datos de entrenamiento, con el propósito de realizar predicciones. Este conjunto de datos contiene los valores de entrada, y sus respectivas respuestas. Usualmente para validar el modelo se guardan ciertos valores que no hayan ingresado al modelo. Esta técnica de Machine learning genera modelos con capacidades predictivas elevadas, y permite la escalabilidad del modelo.

6.7. REGRESIÓN

Los modelos de regresión describen la relación entre una variable de respuesta (salida) y una o más variables predictoras (entrada). le permite ajustar modelos de regresión lineal, lineal generalizada y no lineal, incluidos modelos escalonados y modelos de efectos mixtos[19]. Los modelos de regresión permiten hacer un análisis de la relación de una variable dependiente con respecto a otras variables independientes. Donde uno de los objetivos es: Evidenciar como el cambio de ciertas variables independientes, afectan a una variable dependiente, lo que se denomina un modelo con fines explicativos, o también hay objetivos de estimación o aproximación de una variable dependiente, lo que se denomina modelos con fines predictivos.

Se establecen formas para estimar un modelo de regresión. Uno de los principales modelos de regresiones son los modelos de regresión lineal y los modelos de regresión logística, todo con base en la respuesta que se desea buscar, por ejemplo, si la variable dependiente es continua (quiere decir un número real, o que sus posibles respuestas no son limitadas como lo puede ser cualquier número del dominio de los números reales que suelen pertenecer a un intervalo) el modelo más utilizado es la regresión lineal. Por otro lado, cuando la variable es discreta, quiere decir que hay un número limitado de

respuestas, por ejemplo, si una imagen tiene o un perro o un gato o que la respuesta sea que el objeto de entrada cuadre con una categoría, se utiliza la regresión logística.

Cuando se desea una respuesta del modelo de naturaleza continua, se puede introducir una variable que este dentro del dominio de los números reales, o la transformación de una de estas variables, con cualquier función siempre y cuando sea necesario. Aun así, cuando las variables están dentro de categorías, se tiene que realizar una transformación, para que los resultados se puedan interpretar. Estas variables se les conoce como dummy, es una variable construida, que toma valores de 1 a 0, con estos valores se puede dividir las posibilidades para que represente las n categorías que se quieren obtener.

6.8. MATLAB

Es un sistema de cómputo numérico que ofrece un entorno de desarrollo integrado (IDE) con un lenguaje de programación propio (lenguaje M). Está disponible para las plataformas Unix, Windows, macOS y GNU/Linux. Matlab tiene una gran gama de aplicaciones, desde operaciones de cálculo complejas, como el desarrollo de software matemático, donde se puede realizar convoluciones, tratamiento de señales, etc. Donde se puede hacer programas mediante scripts o interfaces gráficas. Además, tiene unas herramientas con la capacidad de crear diagramas de bloque, los cuales pueden simular distintos procesos en una infinidad de situaciones[20].

6.9. REGLAMENTO COLOMBIANO DE CONSTRUCCIÓN SISMO RESISTENTE NSR-10

“Las normas sismo resistentes presentan requisitos mínimos que, en alguna medida, garantizan que se cumpla el fin primordial de salvaguardar las vidas humanas ante la ocurrencia de un sismo fuerte. No obstante, la defensa de la propiedad es un resultado indirecto de la aplicación de las normas, pues al defender las vidas humanas, se obtiene una protección de la propiedad, como un subproducto de la defensa de la vida. Ningún Reglamento de sismo resistencia, en el contexto mundial, explícitamente exige la verificación de la protección de la propiedad, aunque desde hace algunos años existen tendencias en esa dirección en algunos países.”[21]

6.10. NSR-10: TITULO C – CONCRETO ESTRUCTURAL

“Debe contener los requisitos mínimos que se deben cumplir en el diseño y construcción de estructuras de concreto estructural y sus elementos.”[22]

6.11. RECOLECCIÓN DE DATOS

La recolección de datos fue realizada por la empresa de construcción Proy & Con Ingeniería SAS a la cual se le fue solicitada la base de datos de resistencias a cambio de un proyecto de innovación para uso interno. Desarrollado con el apoyo del área de control y calidad. Durante muchos años esta empresa se ha encargado de realizar distintos proyectos, y en sus diseños de concreto, llevar los resultados de las resistencias de los materiales de concreto y que estas concuerden con lo diseñado. Por lo anterior existe un compendio de información comprobada en laboratorio, sobre la resistencia de materiales de concreto.

La forma de recolectar los datos consiste en el momento de realizar la aplicación de una receta de concreto, en cualquier contexto, como lo son muros, columnas y pisos. Se toman tres moldes en forma de cilindro, por cada muestra de una receta de concreto, según como la mezcla vaya envejeciendo la mezcla obtiene una mayor rigidez y resistencia, por tanto, cada edad en la que es considerado pertinente evaluar la resistencia del cilindro, se toma una muestra, quiere decir, son tres para revisar en la edad de 3 días, 3 para la edad de 7 días, 3 para la edad de 14, y así respectivamente, para la edad 28 y 56, dando un total de 15 cilindros de muestra de una receta de concreto, según el contexto donde se utilice. Esto es para el caso de Proy & Con Ingeniería, ya que en otras empresas la toma de edades puede variar.

De los 15 datos obtenidos por receta de concreto utilizada, al ser tres por edad, se realiza un promedio, para determinar la resistencia a la compresión uniaxial, de la receta de concreto sin molde. En la recolección de estos datos se asocia el número de muestra, la fecha de realización de la muestra y la ubicación geográfica de la aplicación de la fórmula a la cual se le realizaran pruebas, donde se observará las resistencias a distintas edades y se obtendrá cada uno de los resultados, los cuales son influenciados por el medio ambiente. Por tanto, al momento de decidir cuáles son las variables son importantes, sobresale la temperatura, la humedad, además de la resistencia a cada edad y a la resistencia a la compresión que se quiere lograr, el cual está en la unidad de Mega Pascales (MPa).

Las variables mínimas a tener en cuenta, para realizar una predicción, son la temperatura, la humedad, la resistencia a la compresión que se desea y la resistencia al día 3, más el nombre de la receta del concreto, para ayudar a caracterizar los distintos casos que existen dentro de la base de datos, y se omiten el lugar, la fecha y el número

de muestra, ya que las variables del entorno, como la temperatura y la humedad ya están, provocando, que la fecha, el número de muestra y el lugar geográfico no sea relevante.

La base de datos suministrada por la empresa contaba con 800 muestras aproximadamente, de la cual se filtró los datos pertinentes basados en que es necesario, la temperatura, humedad, MPa al que se quiere llegar y la resistencia al día tres, para poder determinar las demás edades, aun así se eligieron todas las muestras que estuvieran completas, por motivos de testeo, así se podría monitorear el éxito de la herramienta en cada una de las edades diferente a la de tres días, dejando así un total de 355 muestras utilizables, para el entrenamiento y testeo, ya que al poseer todos los datos necesarios se puede establecer un grado de error, con el dato esperado con el dato real, a través de la comparación.

Las 355 muestras, fueron el resultado de no solo retirar valores incompletos, sino también de explorar cuales casos eran muy atípicos y cuales tendrían problemas al ser analizados, se tomaron muchos datos al momento de hacer el entrenamiento del modelo, luego se ingresaron y se analizaron con varios modelos, gracias a que Matlab en cada entrenamiento realiza una gráfica, donde se puede evidenciar cuales datos generan inconvenientes, debido a su naturaleza atípica. Para después ser retirados de una base de datos, y poder realizar de nuevo el entrenamiento, pero sin los datos atípicos, para disminuir el grado de cada modelo.

La herramienta predictiva posee la capacidad de recibir los valores como: La temperatura, La humedad, la resistencia a la compresión esperada en Mega pascales y la resistencia descrita de manera porcentual en relación con la resistencia esperada de la edad de tres días. Para poder predecir las próximas edades en cadena, al día 7, 14, 28 y 56.

6.12. ELECCIÓN DE PARÁMETROS

Al momento de decidir, cuales parámetros se deben de tener en cuenta, se ve una base de datos muy amplia, el cual tiene valores que determinaran la capacidad de predecir de un método predictivo para cualquier aplicación, y en varias técnicas de medición de la resistencia a la compresión y distintos estudios, se ve un factor recurrente con los casos de éxito y al mismo tiempo se ve que existe varios factores que determinan el éxito o el error de una predicción, en varios casos, se ve que es necesario los factores ambientales como lo pueden ser la humedad y la temperatura, lo que puede determinar la precisión de una predicción basándose en información documental y de hecho del dueño de la base de datos. Por eso se justifica el uso adicional de la temperatura y la humedad, además de la resistencia que se espera, el diseño y las distintas resistencias según la edad.

7. ETAPAS DE DESARROLLO

7.1. ANÁLISIS

7.1.1. HISTORIAS DE USUARIO - SCRUM

(Ver Anexo 1)

7.1.2. REQUERIMIENTOS - SCRUM

Conforme a las historias de usuario [23] deseadas, las funcionalidades deseables para una herramienta predictiva para predecir la resistencia a la compresión de un cilindro de concreto son:

- Subida de archivos
- Visualización de archivos subidos
- Datos editables en el aplicativo
- Exportar datos predichos.
- Software multiplataforma
- Software re entrenable
- Almacenamiento de data
- Lectura de scripts
- Diseño de IA.

No obstante, se tendrá en cuenta los siguientes parámetros de las funcionalidades de acuerdo con el objetivo de la presente investigación.

Precisión $\geq 90\%$ en predicciones realizadas

Lectura de archivos en formato (.xls,.xlsm)

Predicciones de datos caracterizados con anterioridad en las redes neuronales/modelos de regresiones.

Los demás requerimientos quedan expresados en los anexos (Historias de usuario) para mayor detalle y sus dependencias para un total de 50 puntos de historia en el desarrollo de este proyecto.

7.1.3. SPRINT - SCRUM

El sprint se realizó en un intervalo de 22 semanas con reuniones generales para detallar el avance y observaciones con todo el equipo de trabajo, en medio del desarrollo de la herramienta.

Las entregas parciales fueron supervisadas y aprobadas por el jefe de calidad de la empresa en cada reunión a falta del scrum master, para realizar la respectiva auditoria de los requerimientos planteados en el inicio del sprint.

7.1.4. SELECCIÓN DE VARIABLES

Mediante el desarrollo de investigación del fallo de los cilindros de concreto[24], se observaron las diferentes variables que influyen proceso de encontrar la resistencia a la compresión de dichos cilindros. Con esto se procedió a buscar las bases de datos disponibles en el sector de la construcción.

Luego de obtener las bases de datos se indago si la información contenida era significativa y si contaba con las variables necesarias para poder realizar una predicción a partir de los datos contenidos, ya que en ocasiones contenían datos irrelevantes para el proceso de predicción. Y en otros casos las bases de datos no contaban con las mismas variables; ya que esto depende mucho del acuerdo que tengan en las obras para la toma de estas muestras y el criterio para estas pruebas puede variar de acuerdo con las normas. Pero en otros casos existían datos que son persistentes en casi todas las bases de datos debido a su importancia dentro de la realización de las pruebas.

De lo anterior las variables escogidas para el entrenamiento fueron las siguientes:

- Temperatura: Es de gran importancia ya que las obras se dan en casi todo tipo de piso térmico y esto tiene influencia los resultados de las pruebas[25].
- Humedad: Es considerada ya que al contar con diversos pisos térmicos estos a su vez cuentan con diferentes niveles de humedad y lo convierte un factor clave en los resultados [25].
- Diseño: Es la variable diferencial de cada diseño de concreto, ya que cada obra puede contar con sus propios diseños con diversas composiciones en la mezcla y debido a esto el comportamiento de la resistencia puede ser diferente para cada diseño.

- Mpa: Representa la unidad de presión (megapascales) correspondientes al diseño seleccionado ya que esto indica en parte el uso que tiene en la obra.
- R3, R7, R14, R28, R56: Estas variables corresponden a los resultados de las resistencias del día 3, 7, 14, 28 y 56. Se seleccionaron estas edades debido a que son las edades en los que usualmente se lleva registro, en especial del día 28 establecido por la norma NTC 673 [25].

7.1.5. SELECCIÓN DE HERRAMIENTA DE DISEÑO

Se escogió el entorno de desarrollo Matlab ya que este cuenta con múltiples librerías y aplicativos que son muy prácticos en términos académicos e investigativos. Además, contiene las herramientas necesarias para el diseño de los modelos/neuronas propuestos.

Para determinar qué herramientas se utilizarán en el desarrollo del proyecto se investigaron las opciones que brinda Matlab. Luego se elaboró una tabla comparativa entre dichas herramientas de diseño de redes neuronales y modelos de regresiones para elegir las más apropiadas en busca de los resultados esperados[26], [27], [26], [28].

Característica\ App	Neural Network Fitting (nftool)	Regression Learner/ Classification Learner	Neural Network / Data Manager (nntool)	Deep Network Designer
Múltiples Entradas	Green	Green	Green	Green
Múltiples Salidas	Green	Red	Green	Green
Lectura de Tablas	Red	Green	Red	Red
Función Automática de Reentrenamiento	Green	Green	Red	Red
Esquema de modelo/neurona	Green	Red	Green	Green
Exportar Información Adicional	Green	Red	Green	Green

Configuraciones Avanzadas				
Facilidad de Uso	Fácil	Fácil	Difícil	Medio
Aplicaciones	Predicción de datos futuros.	Predicción/ clasificación de datos.	Predicción de datos futuros, procesamiento de lenguaje y multimedia,	Procesamiento de lenguaje y multimedia, clasificación de datos.

Tabla 1. Tabla comparativa aplicaciones de Matlab

Se eligió el aplicativo Neural Network Fitting y Regression Learner de Matlab ya que está diseñado para entrenar redes neuronales y modelos de regresión para realizar predicciones de resultados, se pondrán a prueba estas dos formas de realizar predicciones en donde se comparará la eficiencia y eficacia del algoritmo de entrenamiento, seleccionar bosquejos de validación y su porcentaje de margen de error.

Estos a su vez ofrecen una gran cantidad de herramientas para seleccionar el tipo de red neuronal y modelo de regresiones que se ajustan a las necesidades establecidas para realizar las predicciones, permitiendo comparar los diferentes tipos de modelos y capas para posteriormente poder exportarlos para la predicción de resultados o para su futuro reentrenamiento en ambos casos.

Se estudió la posibilidad de poder extraer el modelo matemático resultante de cada una de las diferentes aplicaciones de Matlab, pero ninguna de esta cuenta con esta opción, además la herramienta predictiva tiene la opción de reentrenamiento lo que ocasiona que este modelo matemático varíe a la medida que se realiza cada reentrenamiento y pierda su validez. Por estas razones se descartó dicha posibilidad de extracción del modelo matemático.

7.1.6. ALGORITMO PROPUESTO

Una vez identificados las variables para la puesta en marcha de las predicciones, se analizó la forma más óptima de obtener las predicciones. Para esto se definió una serie de pasos para la manipulación de la información.

7.1.7. IMPORTAR ARCHIVOS

En este proceso se deben subir los archivos a la herramienta predictiva ya que esta depende de un archivo que contenga entre 1 y N muestras, cada una con un requerimiento mínimo de 5 variables. Esta no podrá crear tablas nuevas ya que al momento de exportar los datos que se predijeron toma como base el archivo subido a la herramienta predictiva para guardarlo.

7.1.8. VISUALIZACIÓN DE ARCHIVOS

En la interfaz de la herramienta se deberá ver reflejado el contenido del archivo cargado para poder corroborar que la información cargada es sobre la cual se desea trabajar y de ser necesario se puedan realizar correcciones dentro de la misma herramienta predictiva.

7.1.9. RECONOCIMIENTO DE VARIABLES

Una vez corroborada y/o corregida la información, la herramienta predictiva deberá reconocer cada una de las variables válidas de entrada para estar en la capacidad de predecir. Las variables faltantes generan vacíos que obstaculizará el procesamiento de datos y en consecuencia no se generan predicciones; por otro lado, la presencia de variables adicionales a las estrictas pasará desapercibidas sin afectar la capacidad y el nivel de predecir de la herramienta.

7.1.10. PROCESO DE PREDICCIÓN

A partir del contenido obtenido y filtrado, entramos a la etapa de predicción donde hacemos uso de los componentes y librerías de Machine Learning del entorno de desarrollo Matlab (redes neuronales / modelos de regresiones). En esta etapa se escogerá el modo de predicción más preciso posible, conservando cada uno de los requisitos establecidos.

7.1.11. MUESTRA DE RESULTADOS

Se toman los valores que se predijeron y se muestran en pantalla en una tabla, junto a los valores originales para poder comparar y analizar el proceso de predicción. Los valores que fueron predichos serán editables en caso de presentar errores notables.

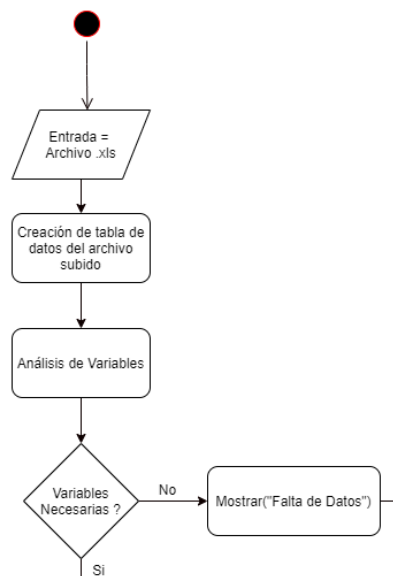
7.1.12. EXPORTAR INFORMACIÓN

Los datos contenidos dentro el aplicativo deberán ser guardados según la necesidad que se presente, es decir, los valores que se predijeron podrán ser exportados en una hoja de cálculo si así se desea, por otro lado, las funciones, variables internas, los modelos de regresiones y/o neuronas reentrenadas deben ser guardadas en el dispositivo de manera automática en el dispositivo para evitar posibles pérdidas de información.

7.1.13. RE-ENTRENAMIENTO

Después de revisar y analizar los resultados obtenidos de las predicciones se prepara la herramienta para el proceso de reentrenamiento, esto para mejorar la precisión de las predicciones y caracterizar nuevos datos si los hay. Cabe resaltar que es un proceso de alta complejidad ya que la herramienta no contará con un historial de entrenamiento, es decir, que es un proceso irreversible.

Este algoritmo, se puede entender con el siguiente diagrama de flujo:



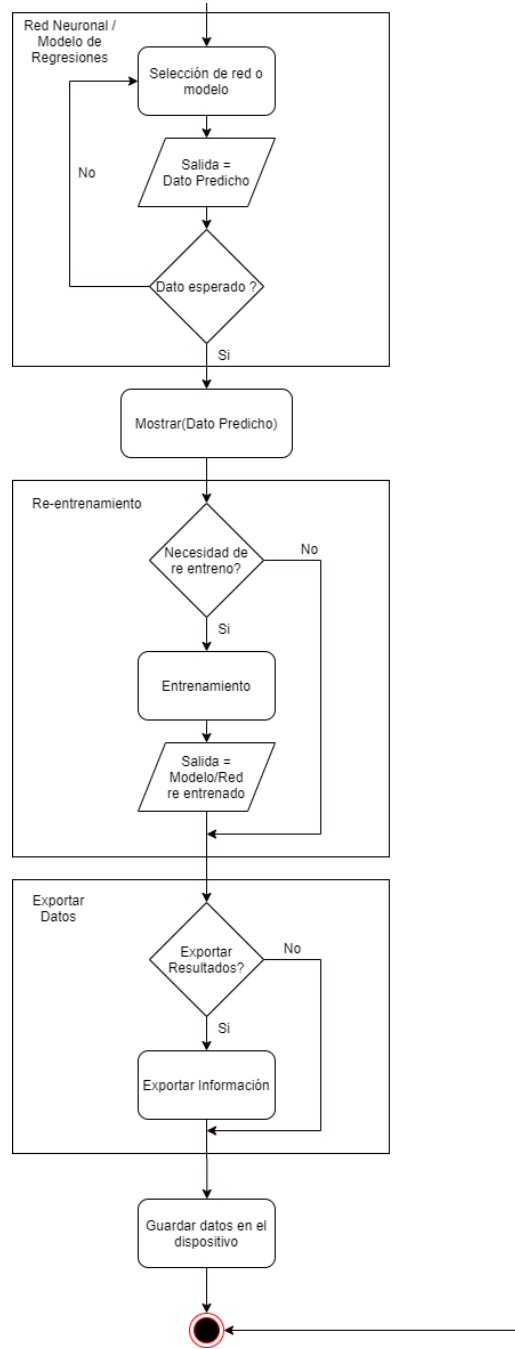


Ilustración 6. Diagrama diseño del algoritmo

7.2. DISEÑO

7.2.1. DISEÑO RED NEURONAL

Con el aplicativo Neural Network Fitting [29] se procedió a ingresar los datos seleccionados para entrenar las diferentes redes neuronales, ya que para el objetivo propuesto se necesitarán diferentes redes neuronales con diferentes parámetros de entrada y de respuesta, para esto:

1. Se ingresó al aplicativo y luego se dio clic en el botón “Fitting app”

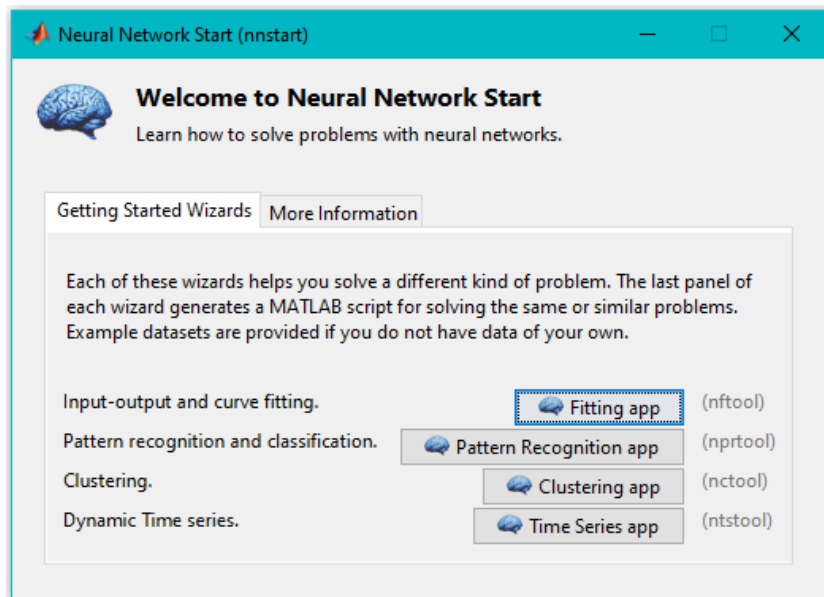


Ilustración 7. Ventana inicio nnstart

2. Nos mostró una ventana con información donde dimos clic en “Next” para continuar.

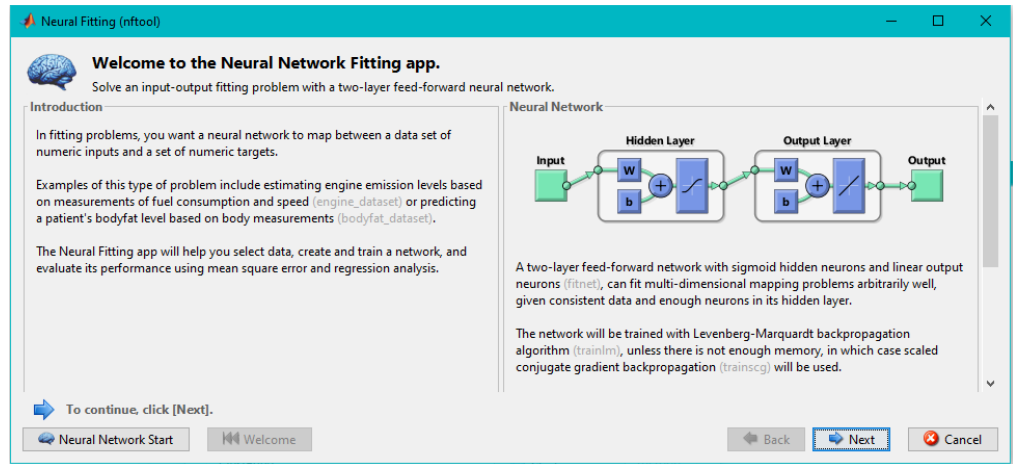


Ilustración 8. Ventana informativa nstart

- En esta ventana se ingresan las muestras de entrada y las muestras esperados, respecto a los de entrada. En este caso nuestras muestras de entrada se llaman "Input2" y las esperadas se llaman "Target2".
Luego de esto damos clic en "Next" para avanzar.

Nota: La cantidad de muestras ingresadas debe ser igual al de las salidas.

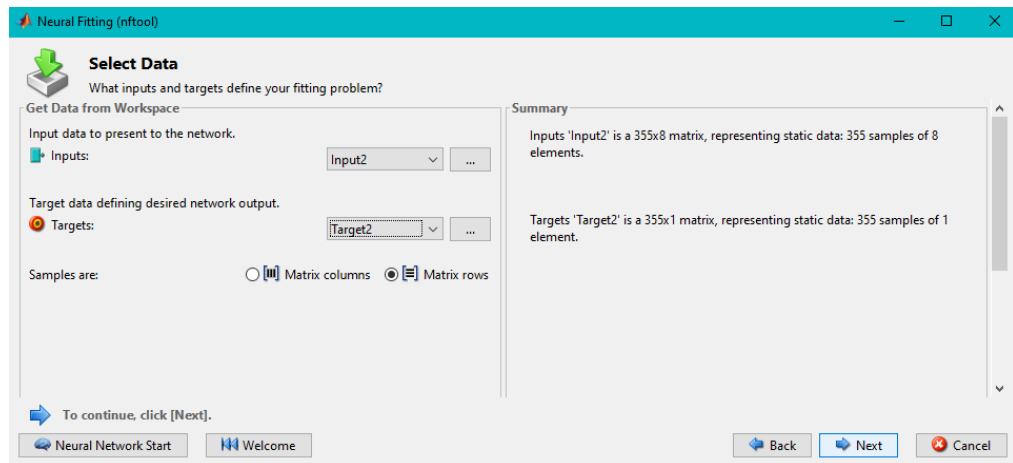


Ilustración 9. Ventana selección de variables nstart

4. En esta sección elegimos los porcentajes de destinación de las muestras donde elegimos el 80% para el entrenamiento, 10% para validación y el 10% restante para pruebas.

Luego de esto damos clic en “Next” para avanzar.

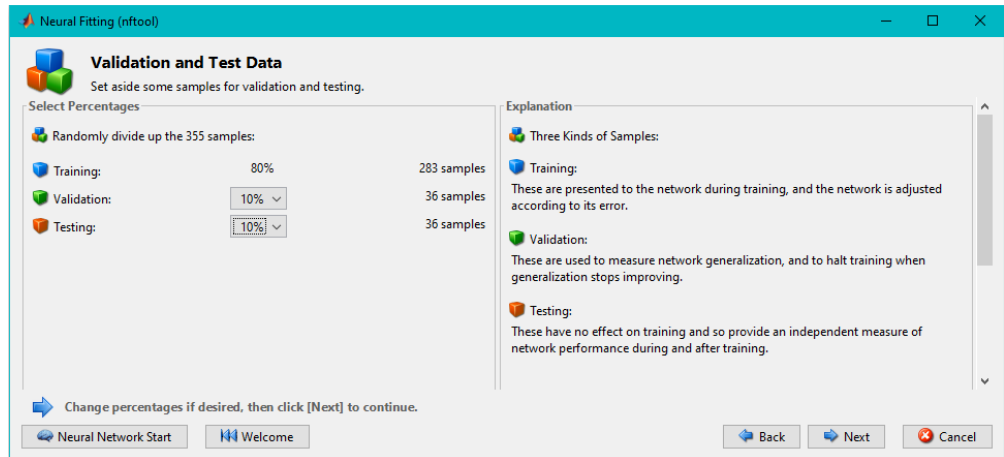


Ilustración 10. Ventana validación y test data nntool

5. En esta ventana elegiremos la cantidad de capas que tendrá nuestra neurona. Para nuestro caso lo dejaremos por defecto, ya que no se recomienda mover a menos que los resultados no sean lo esperado.

También podemos ver la estructura de la neurona; sus capas ocultas, cantidad de entradas y salidas.

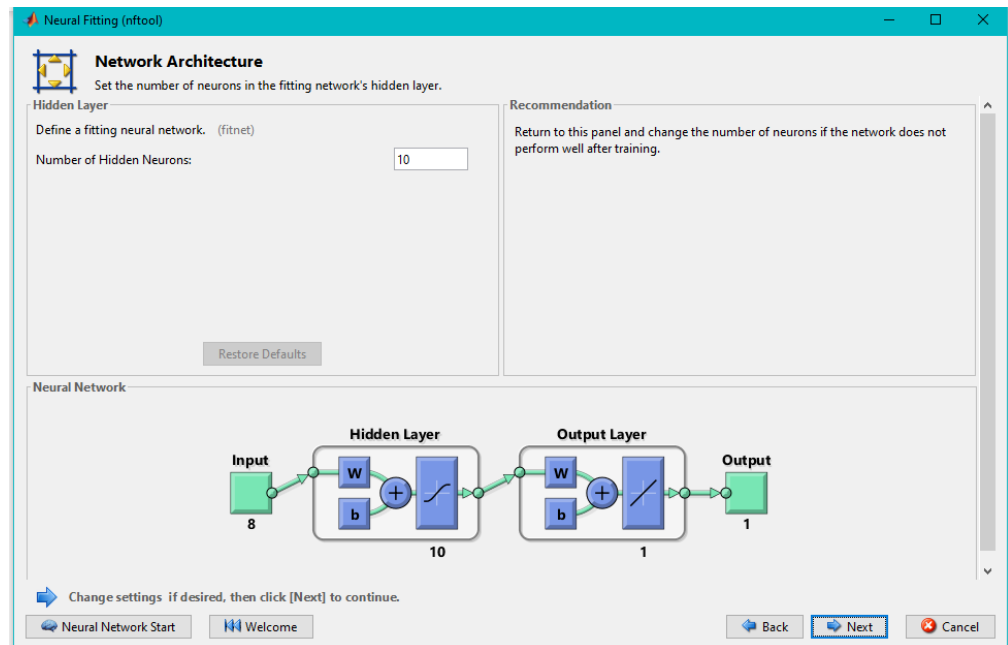


Ilustración 11. Ventana configuración de capas nstart

6. En esta ventana procederemos a entrenar la red neuronal, para esto debemos seleccionar el algoritmo de aprendizaje que más describa al tipo de base de datos que tenemos. Estos son:

- Levenger Marquardt: Es el algoritmo que requiere más memoria, pero menos tiempo de procesamiento. El entrenamiento para automáticamente cuando la generalización deja de mejorar.
- Bayesian Regularization: Este algoritmo requiere mayor tiempo de ejecución, pero es más efectivo en la generalización para conjuntos de datos difíciles, pequeños o dispersos.
- Scaled Conjugate Gradient: Es el algoritmo que requiere menor cantidad memoria. El entrenamiento para automáticamente cuando la generalización deja de mejorar.

Para nuestro caso seleccionamos el algoritmo “Bayesian Regularization” ya que nuestra base de datos no es tan grande y presenta algunas muestras aisladas.

Luego seleccionamos “Train” para entrenar la red neuronal. Repetiremos esto hasta que el valor del Error Cuadrático Medio (MSE) sea el más bajo y no

presente un gran cambio entre cada reentrenamiento (entre más cercano al cero más preciso es para efectuar las predicciones).

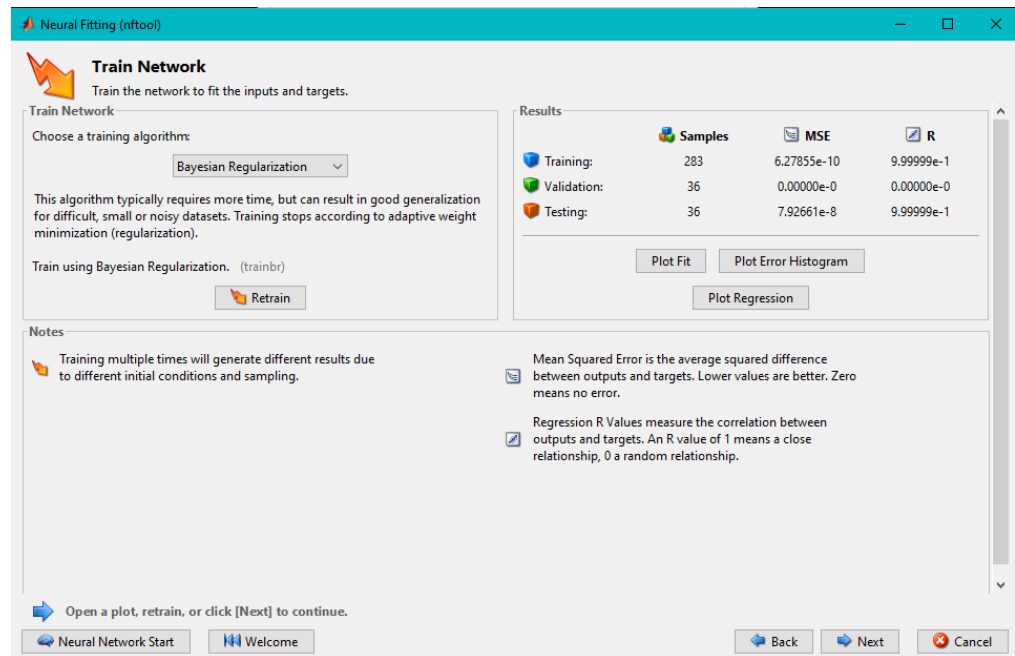


Ilustración 12. Ventana de entrenamiento nstart

7. En el proceso de entrenamiento se desplegarán unas ventanas informativas donde podremos ver información del algoritmo, el progreso del entrenamiento y una gráfica de la regresión de los datos entrenados.

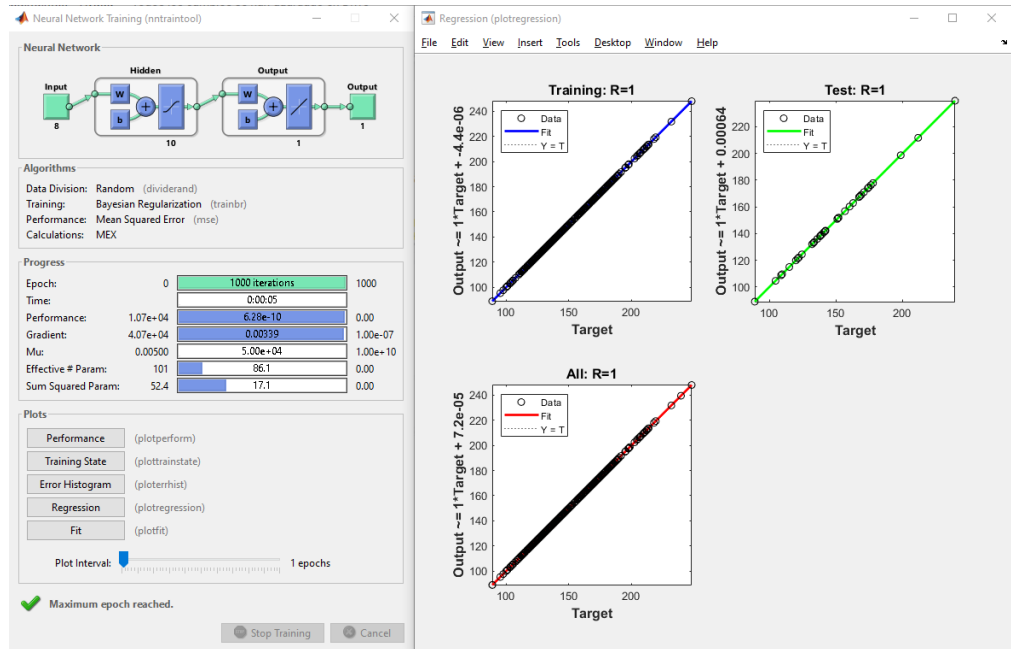


Ilustración 13. Ventana información de entrenamiento nntool

- En esta ventana nos saldrá la opción de configurar nuestra red si así se desea. Para continuar avanzar seleccionamos "Next".

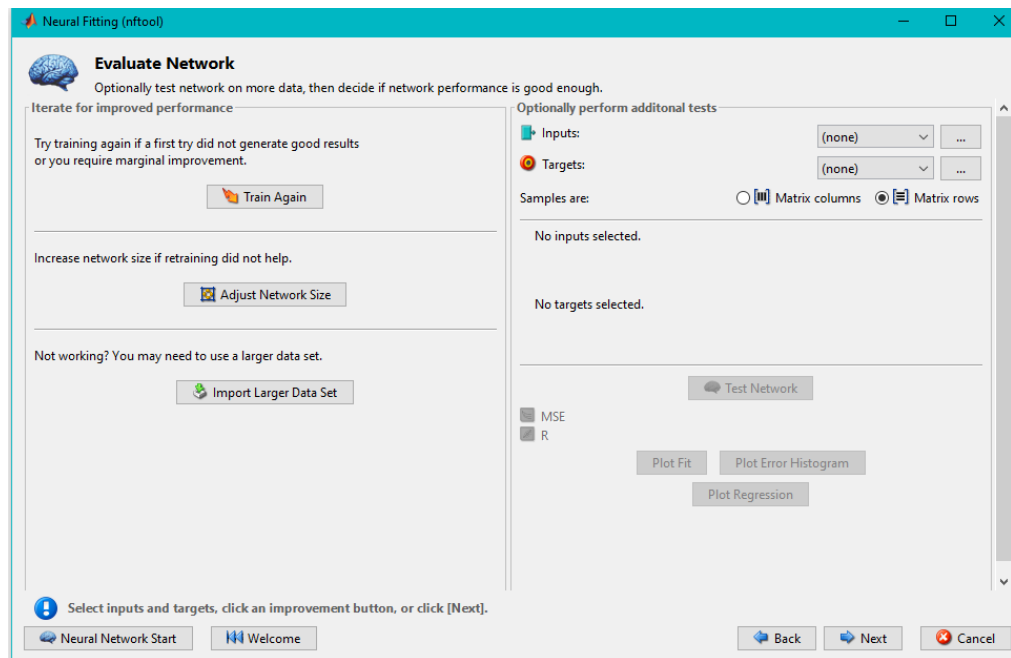


Ilustración 14. Ventana de reconfiguración nntool

9. Esta ventana nos da la opción de poder generar la función de Matlab con la cual podremos simular la red neuronal y generar predicciones. Para esto damos clic en “Matlab Function”.

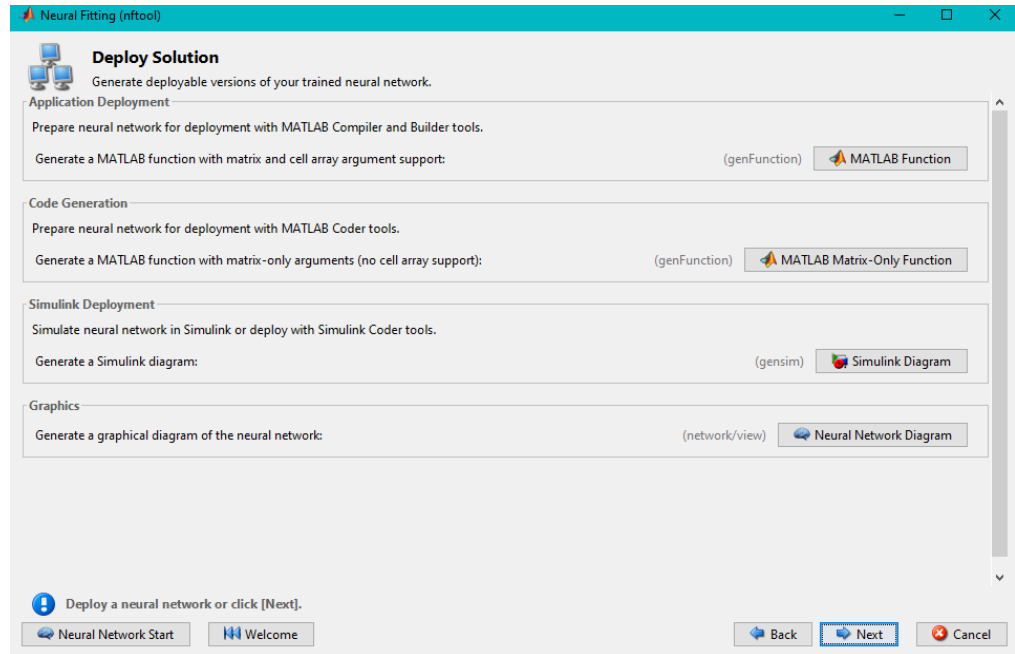


Ilustración 15. Ventana deploy nnstart

Esta función contiene todos los parámetros de la red neuronal entrenada.

10. Por último, tenemos la ventana que nos permite guardar los datos de resultados, información y la red neuronal, según como se desee.

Después de guardar los resultados seleccionamos “Finish”. Para salir del aplicativo.

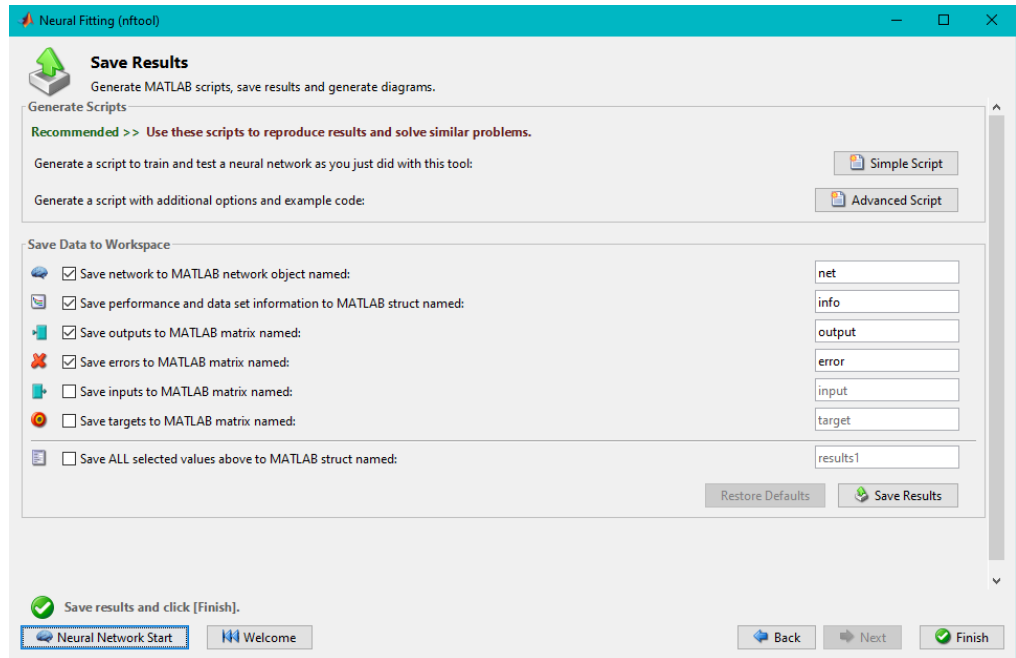


Ilustración 16. Ventana salvar datos nnstart

Nota: Este proceso se repetirá por cada red neuronal que necesite ser entrenada, de acuerdo con la configuración deseada.

7.2.2. DISEÑO MODELO DE REGRESIONES

Con el aplicativo Regression Learner App [30] se procedió a ingresar los datos seleccionados para entrenar los diferentes modelos, para esto:

1.1

1. Cargar la base de datos a Matlab dando clic en la sección “New Session”>” From File”.

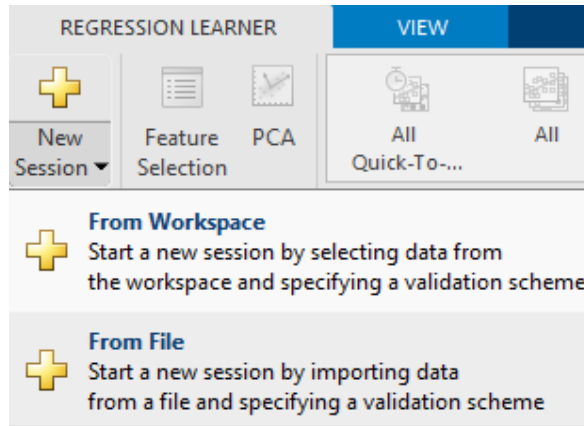


Ilustración 17. Ventana importar Regression Learner

- La aplicación lanzará el explorador de archivos para buscar la base de datos para cargarla, Matlab nos dará una vista previa antes de exportarla, para confirmar la importación de datos daremos clic en el botón “Import Selection”.

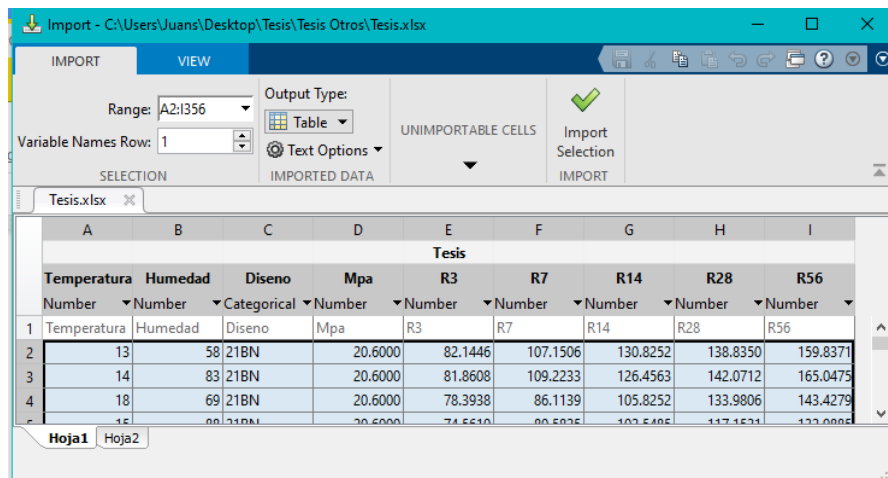


Ilustración 18. Ventana selección de variables Regression Learner

- Selección de variables, validación y respuesta.

En este punto el aplicativo nos arroja una ventana donde nos permitirá elegir las variables que deseamos incluir en el entrenamiento del modelo, la respuesta que se desea obtener y el esquema de validación para el entrenamiento del modelo. Posteriormente daremos clic en el botón “Start Session” para confirmar los ajustes que elegimos, en este caso vamos a predecir R56 con las demás variables, con unos esquemas de validación de 5 folds.

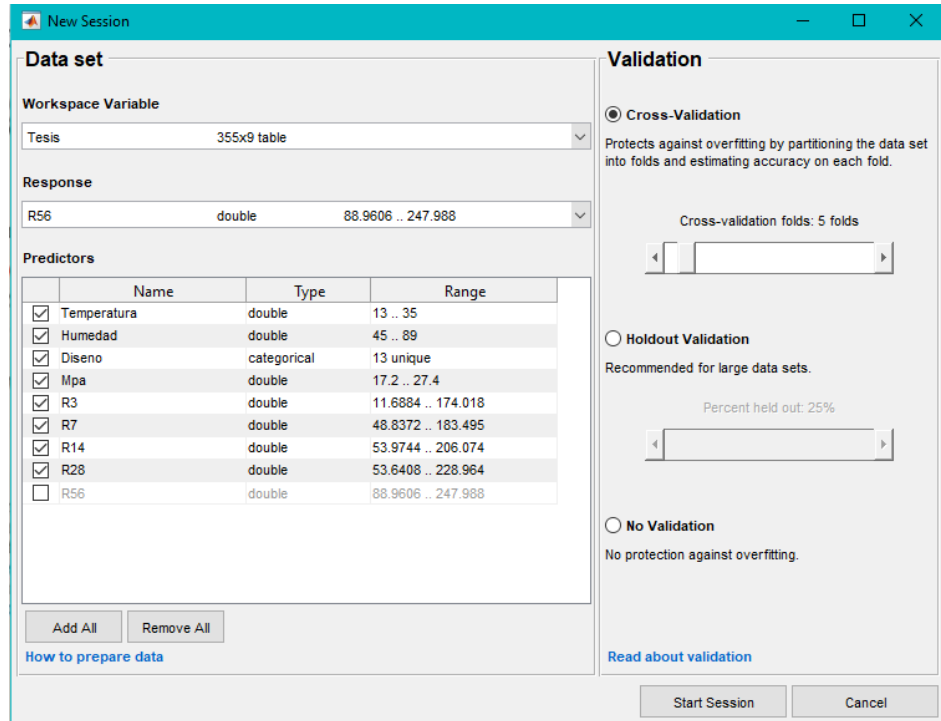


Ilustración 19. Ventana selección de respuesta Regression Learner

- Entrenamiento de modelos, para esto daremos clic en la lista desplegable de la sección “Model Type” y se seleccionara la opción “All” para entrenar todos los tipos de modelos existentes en Matlab.

Luego daremos clic en el botón “Train” para empezar a entrenar los diferentes modelos.

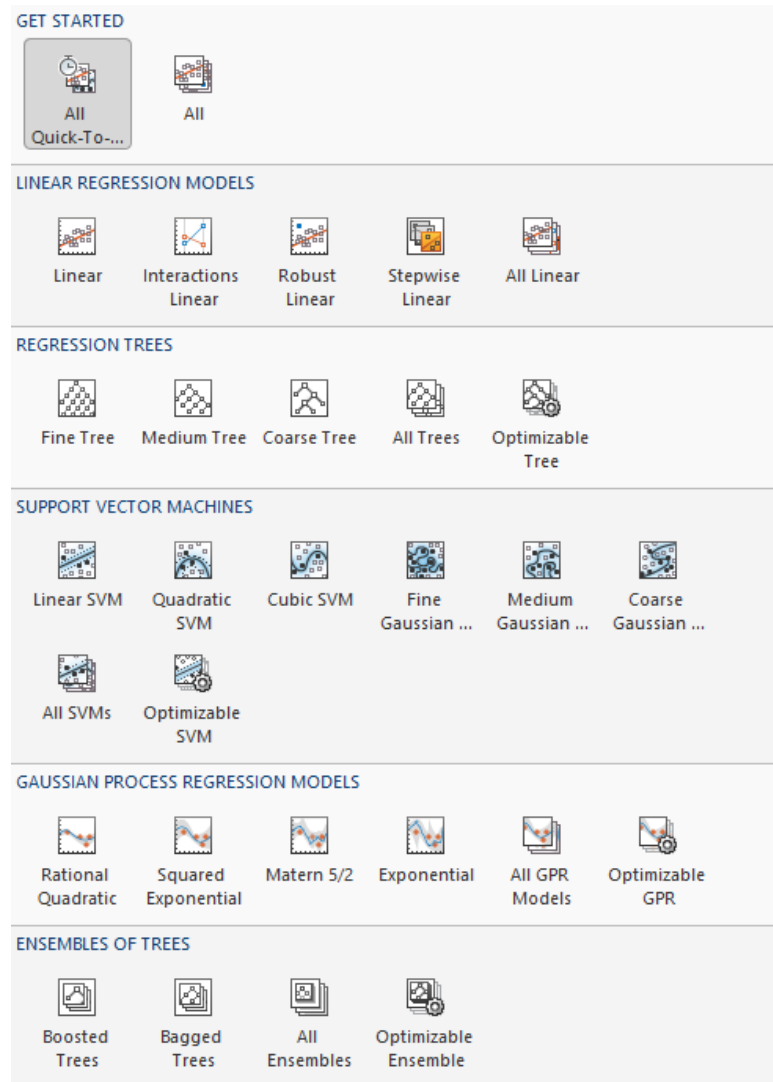


Ilustración 20. Ventana de modelos Regression Learner

5. Se entrenan todos los modelos disponibles en Matlab, en donde nos mostrará cada uno con sus resultados, con su Distancia media cuadrática mínima (RMSE) el cual nos indicará el porcentaje de error al momento de realizar las predicciones. Matlab no encerrara en un recuadro al modelo que presente mayor precisión.

▼ History		
2.11	☆ SVM	RMSE: 20.353
Last change: Fine Gaussian SVM		8/8 features
2.12	☆ SVM	RMSE: 7.8879
Last change: Medium Gaussian SVM		8/8 features
2.13	☆ SVM	RMSE: 6.684
Last change: Coarse Gaussian SVM		8/8 features
2.14	☆ Ensemble	RMSE: 9.0534
Last change: Boosted Trees		8/8 features
2.15	☆ Ensemble	RMSE: 8.4716
Last change: Bagged Trees		8/8 features
2.16	☆ Gaussian Process Regression	RMSE: 5.4515
Last change: Squared Exponential GPR		8/8 features
2.17	☆ Gaussian Process Regression	RMSE: 5.0955
Last change: Matern 5/2 GPR		8/8 features
2.18	☆ Gaussian Process Regression	RMSE: 5.4702
Last change: Exponential GPR		8/8 features
2.19	☆ Gaussian Process Regression	RMSE: 4.8154
Last change: Rational Quadratic GPR		8/8 features

Ilustración 21. Ventana resultada de entrenamientos Regression Learner

- Al dar clic sobre el modelo de nuestra preferencia, nos mostrará un gráfico donde aparecerá la respuesta esperada en comparación a los valores que se predijeron e indicando su margen de error.

En esta parte podremos ver cuáles son los datos que nos generar mayor porcentaje de error en el modelo, esto puede ser por muestras con mucho ruido.

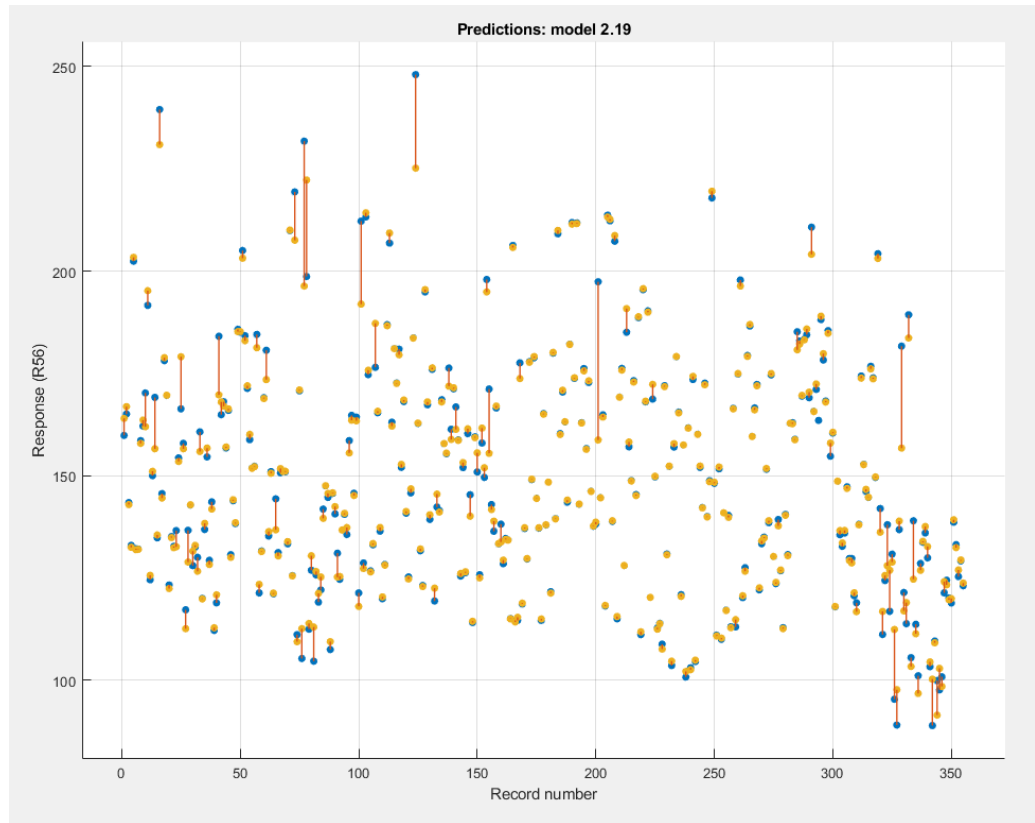


Ilustración 22. Grafica datos vs predicciones Regression Learner

7. Finalmente procedemos a exportar el modelo y la función de reentrenamiento, para esto damos clic en “Generate Function” para generar la función para reentrenar el modelo y exportamos el modelo para poder realizar las predicciones con él.

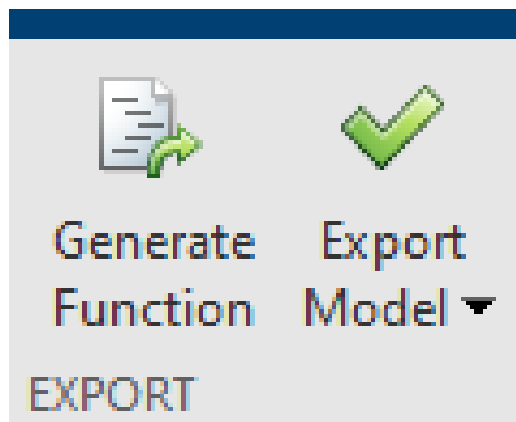


Ilustración 23. Ventana importar modelos Regression Learner

7.3. DESARROLLO

7.3.1. IMPLEMENTACIÓN DE MODELO DE REGRESIONES / RED NEURONAL

Las redes neuronales y modelos de regresión son el cerebro de la herramienta predictiva puesto que estas se encargan de realizar todas las predicciones del algoritmo, y para poder ser utilizadas estas deben ser cargadas a la herramienta predictiva.

Dicho lo anterior las redes neuronales podrán ser implementadas [31] en el algoritmo con el siguiente comando:

$$y1 = \mathit{sim}(net, x1)$$

Ecuaciones 2. Función entrenamiento red neuronal

donde:

- $x1$ = Entrada de datos de la red neuronal.
- net = Nombre de la red neuronal que se desea utilizar:
- $y1$ = Salida de datos de la red neuronal.

Mientras que los modelos de regresiones se implementan [32] de la siguiente manera:

$$yfit = \mathit{Model.predictFcn}(T)$$

Ecuaciones 3. Función entrenamiento modelo de regresiones

donde:

- T = Entrada de datos del modelo de regresiones.
- $Model$ = Nombre del modelo de regresiones que se desea utilizar:
- $yfit$ = Salida de datos del modelo de regresiones.

Para ambos la respuesta de la predicción es una variable numérica decimal, lo cual resulta en que la manipulación de la información se dé de la misma manera independientemente del método de predicción que se desee utilizar

Para su correcta selección se elaboró un algoritmo, el cual al momento de obtener la base de datos reconocía las variables que contiene y respecto a esto elige la red o modelo más apropiado para realizar la predicción.

El algoritmo recibe como mínimo requerido 5 variables y máximo 8 para poder realizar el proceso de predicción; el algoritmo puede ser entendido con el siguiente diagrama:

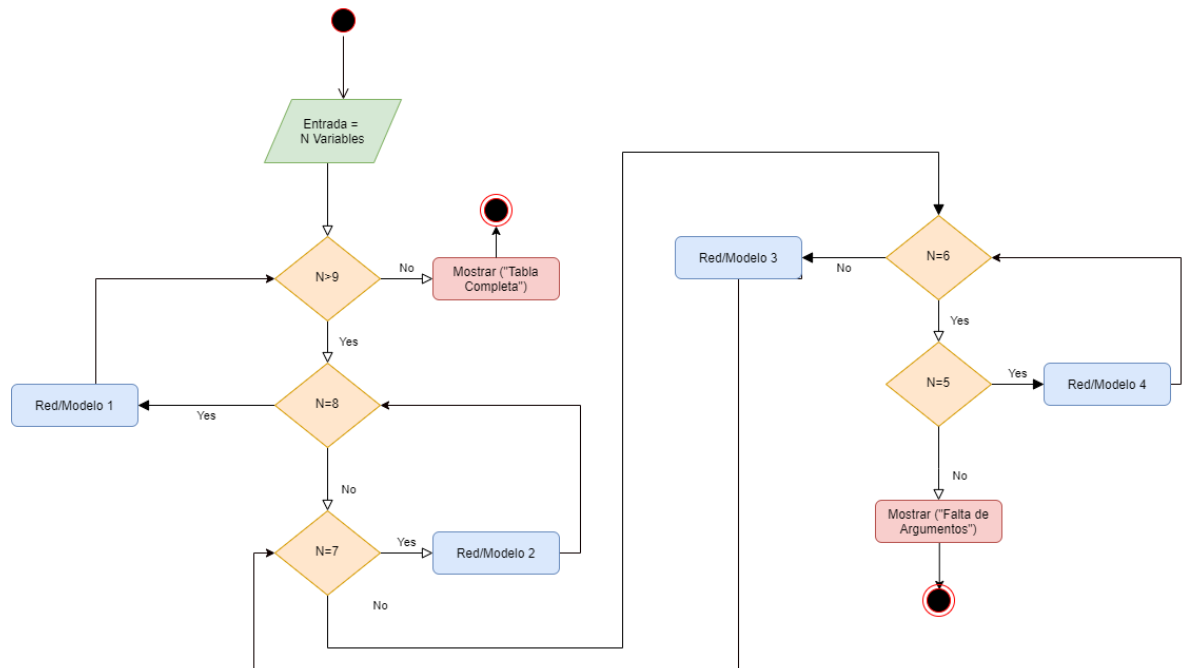


Ilustración 24. Diagrama de flujo del algoritmo de selección

7.3.2. DESARROLLO GUI

Para el desarrollo de la herramienta predictiva se utilizó el entorno de desarrollo “App Designer” de Matlab [33], debido que es la herramienta más actualizada de Matlab para el diseño de interfaz gráfica (GUI) ya que se desarrolló bajo el lenguaje Matlab y se deseaba tener la máxima compatibilidad al momento de utilizar las redes neuronales, sus funciones y la manipulación de variables.

El resultado de la interfaz gráfica de usuario fue:



Ilustración 25. Interfaz gráfica de usuario

La cual se encuentra distribuida de la siguiente manera:

1. Botones:



Ilustración 26. Botón de subida de archivos

- Abre el explorador de archivos para buscar las bases de datos en el ordenador.



Ilustración 27. Botón proceso de predicción

- Realiza el proceso de predicción con las bases de datos precargadas en la aplicación.



Ilustración 28. Botón guardar en el dispositivo

- Guarda los resultados de la predicción en una hoja de cálculo en el ordenador.



Ilustración 29. Botón de reentrenamiento con historial

- Reentrena las redes neuronales con las bases de datos con las que ha sido entrenada anteriormente en conjunto a la base de datos ingresada y procesada por el aplicativo.



Ilustración 30. Botón de reentrenamiento sin historial

- reentrena las redes neuronales solo con la base de datos ingresada y procesada por el aplicativo. Borra los registros anteriores de entrenamiento.

2. Labels Informativos:

Archivo: N/A.

Ilustración 31. Label de información de archivo (GUI)

Contiene el nombre del archivo subido a la aplicación

3. Tablas:

Temperat...	Humedad	Diseño	Mpa	R3	R7	R14	R28	R56

Temperat...	Humedad	Diseño	Mpa	R3	R7	R14	R28	R56

Ilustración 32. Tablas de datos (GUI)

La tabla izquierda muestra la base de datos ingresada al aplicativo, mientras que la derecha muestra los valores predichos por el algoritmo.

Ambas tablas son editables en caso de que se desea sobrescribir los datos antes de realizar la predicción o para sobrescribir un valor ya predicho para mejorar la efectividad de la red neuronal al momento del entrenamiento.

7.3.3. ALGORITMO HERRAMIENTA PREDICTIVA

En este punto la herramienta predictiva está lista para integrar todas sus funcionalidades, con la implementación de las redes neuronales o los modelos de regresión junto con la interfaz gráfica del usuario; cabe resaltar que para una adecuada experiencia con la herramienta predictiva se debe dotar de ciertas características que ayuden al usuario en el proceso de preparar, procesar y obtener la información.

Con lo anterior se podría deducir que el algoritmo está diseñado para que cualquier tipo de usuario que desee utilizar la herramienta pueda hacerlo sin ningún contratiempo, gracias a lo establecido en las historias de usuario contempladas en el proyecto.

Como lo son:

- Lectura de archivos: Se lanza la interfaz nativa del sistema operativo para la búsqueda del archivo y se restringe a los formatos (.xlsx) y se carga a la interfaz.

```
function ButtonValueChanged(app, event)
    value = app.Button.Value;
    global file path Tabla Origen
    [file,path] = uigetfile('*.xlsx');
    if isequal(file,0)
        disp('User selected Cancel');
    else
        app.NALabel.Text=file;
        disp(['User selected ', fullfile(path,file)]);
        cd(path);
        Tabla=readtable(file);
        fileID = fopen(fullfile(path,file),'r');
        set(app.UITable,'Data',Tabla);
        app.UITable.RowName='numbered';
    end
```

Código 1. Lectura de archivos

- Exportar información: El usuario tiene a su elección la posibilidad de poder guardar en el dispositivo la información obtenida en un archivo en formato (.xlsx)

```

function Button_3ValueChanged2(app, event)
    value = app.Button_3.Value;
    global file Tabla Origen
    Tabla2= table2cell(Tabla);
    dname = uigetdir('/Users/');
    %/home
    cd(dname)
    rutas=char(file);
    longi=length(rutas);
    for i=longi:-1:longi-3
        rutas(i)='';
    end
    mkdir(rutas)
    cd(fullfile(dname,rutas))
        filename = 'Tabla.xlsx';
        xlswrite(filename,{'Temperatura'},1,'A1');
        xlswrite(filename,{'Humedad'},1,'B1');
        xlswrite(filename,{'Diseno'},1,'C1');
        xlswrite(filename,{'Mpa'},1,'D1');
        xlswrite(filename,{'R3 T'},1,'E1');
        xlswrite(filename,{'R7'},1,'F1');
        xlswrite(filename,{'R14'},1,'G1');
        xlswrite(filename,{'R28'},1,'H1');
        xlswrite(filename,{'R56'},1,'I1');
        xlswrite(filename,Tabla2,1,'A2');
        cd(Origen)
end

```

Código 2. Exportar información

- Guardar datos internos: El algoritmo está diseñado para identificar en qué momento se producen cambios en las variables internas del algoritmo y estas automáticamente se guardan en la carpeta donde está instalado el aplicativo para evitar la pérdida de información.

```

ModelosInfo=Val;
save ("ModelosInfo.mat", "ModelosInfo")
Data=NuevaData;
save ("Data.mat", "Data")

```

Código 3. Sobrescribir datos en el dispositivo

7.3.4. Entradas y Salidas De Información

Para obtener los datos, es necesario tener unos datos previos, para el análisis de los mismos, en el caso de cualquier edad, se va a requerir como mínimo del diseño de concreto, resistencia a la compresión (MPa), la temperatura (C°), la humedad (%) y la resistencia de la edad de tres días (R3). En el siguiente cuadro, se explicará el valor que se quiere obtener con una V y los valores necesarios con una R, haciendo referencia de que los valores R son los que deben entrar para obtener valores V.

Como se puede observar en la tabla hay casos en los que se tienen más datos, para así obtener los valores futuros, dando a entender que todas las edades mayores a R3 son variables dependientes de la resistencia de la edad anterior; de esta manera a mayor cantidad de datos suministrados, mayor precisión al momento de realizar la predicción.

Las edades son dependientes de la temperatura, humedad, diseño y resistencia a la compresión; así mismo cada edad superior a la del día 3 es dependiente de la edad anterior.

Temperatura (C°)	Humedad (%)	Diseño	MPa	R3	R7	R14	R28	R56
R	R	R	R	R	V/D	V/D	V/D	V/D
R	R	R	R	R	R/D	V/D	V/D	V/D
R	R	R	R	R	R/D	R/D	V/D	V/D
R	R	R	R	R	R/D	R/D	R/D	V/D

R: Entrada Requerida, V: Salida Esperada, D: Dependiente

Tabla 2 . Entrada y salida de datos.

Cada vez que hay una salida de información, la herramienta predictiva vuelve a ejecutarse utilizando como entrada, las variables mínimas requeridas en conjunto con la salida de la predicción anterior, para realizar la próxima predicción hasta poder completar los datos de la tabla hasta la edad de 56 días.

7.4. PRUEBAS

Para el desarrollo del proyecto se encuentra que el éxito de la implementación de un proyecto depende de que se sigan cuatro pasos para garantizar el buen desarrollo de la herramienta predictiva. El primer paso consiste en la recolección y el tratamiento de los datos con los que se piensan probar, entrenar y validar la red neuronal o el modelo de regresión, el cual se implementa en la herramienta predictiva.

En la extracción de datos se obtuvo información que no requería demasiado trabajo para organizar, de tal forma fuera útil para el entrenamiento de cualquier de modelado, primero se utilizó Excel para organizar los datos y darles un formato que permita la implementación por cualquier usuario, que no necesite una base de datos más tecnificada, se encontró que muchos de los datos que se almacenaban dentro de estas bases de datos estaban incompletas y existen datos que apenas tienen pocos valores sobre las distintas edades de las pruebas de concreto, por tanto se filtraron la mayoría de datos bajo el criterio de tener más datos completos, o que al menos tuvieran un valor adicional de la edad 28 y 56, para después probar. La libertad de tomar una decisión de ser tan flexible con los datos es simplemente porque esos datos más adelante se pueden usar para determinar la efectividad de la herramienta, aun así, para el entrenamiento solo se tomaron los datos que estaban completos para permitir el correcto entrenamiento de cualquier modelo.

El segundo paso para realizar es el entrenamiento de modelado de IA, en donde se elige cuáles son los modelos, a utilizar en la herramienta predictiva. En la actualidad existen ciertos parámetros con los cuales se puede definir qué tipo de modelado se puede utilizar dependiendo de si se quiere una respuesta discreta o una continua, que se traduce en si se quiere analizar los datos de tal forma que su tratamiento solo de un número limitado de posibilidades o si las respuestas pueden variar, como lo puede ser un número real, un ejemplo sería predecir la velocidad de un animal al correr, para respuesta continua, o clasificar objetos de animales que vuelan a los que no, donde solo existen dos respuestas. pero cada uno de estos tipos de modelado de IA tienen sus propias subcategorías, lo que provoca una discusión de cómo se definirá cuál de estas subcategorías utilizar. Por lo tanto y gracias al software de Matlab, se utilizó una herramienta para entrenar distintos modelos de regresiones al mismo tiempo, utilizando un total de 20 modelos para entrenamiento, donde se pudo seleccionar cual era mejor para la herramienta predictiva a partir de su grado de error y su RMSE.

Después de decidir cuál sería la mejor regresión, se realiza el mismo proceso, pero con una red neuronal a su vez con todos los datos que estaban completos para el entrenamiento de la herramienta. Después de cumplir con el segundo paso para desarrollar adecuadamente una herramienta predictiva, se procede para elegir el entorno desarrollo, donde se aprovecha el hecho de que Matlab, así como permite el entrenamiento de distintos modelos de IA también tiene una herramienta llamada app designer la cual permite la implementación de un modelo ya entrenado y la

retroalimentación del mismo modelo para hacer la inspección de datos futuros y su respectiva predicción. El diseño comenzó a través del planteamiento de las historias de usuario en conjunto con un ingeniero civil, para determinar los requisitos y requerimientos que debe tener la herramienta predictiva.

Por último, se eligió la plataforma en la que se quiere desplegar la aplicación que sería en los sistemas operativos Windows y macOS para tener la facilidad de manejar archivos de tipo .xlsx y crear los mismos con la nueva información obtenida. dando la posibilidad de poder estudiar y dejar evidencia del análisis de datos.

En el momento de comprobar la efectividad de la herramienta predictiva con la red neuronal, se realiza la prueba con el 10% de 355 datos recolectados, utilizando solo los valores ambientales, de serie de diseño, y la primera medida a la edad de tres días, para que la herramienta determine el valor de resistencia de los días 7, 14, 28 y 56. para permitir que la predicción que se realiza, creé la posibilidad de tomar decisiones respecto a las muestras que se están evaluando a partir del estudio de una muestra de concreto a los tres días de realizar la muestra y de tomar los parámetros ambientales a los que el diseño de una mezcla de cemento. Por ejemplo:

Temperatura (C°)	Humedad (%)	Diseño	MPa	R3	R7	R14	R28	R56
13	58	21BN	20,6	82,14462331	0	0	0	0
14	83	21BN	20,6	81,86076647	0	0	0	0
18	69	21BN	20,6	78,3937719	0	0	0	0
15	88	21BN	20,6	74,56101707	0	0	0	0
16	86	21SIP	20,6	97,24074559	0	0	0	0

Tabla 3. Ejemplo de data a procesar

Seguido del ingreso de la siguiente tabla que debe estar en una hoja de cálculo para poder ser importado, después de importar la tabla, se oprime el botón de completar, entonces el algoritmo generará una predicción con un error promedio del 7%, con las edades 7, 14, 28, 58 respectivamente, lo que permitirá hacer el seguimiento y el estudio de las muestras antes de las pruebas físicas.

	Temperat...	Humedad	Diseño	Mpa	R3	R7	R14	R28	R56
1	13	59	21BN	20.6000	82.1446	0	0	0	
2	14	83	21BN	20.6000	81.8608	0	0	0	
3	18	69	21BN	20.6000	78.3938	0	0	0	
4	15	88	21BN	20.6000	74.5610	0	0	0	
5	16	86	21SIP	20.6000	97.2407	0	0	0	
6	16	65	21SIM	20.6000	70.9364	0	0	0	
7	14	74	21SIM	20.6000	69.3844	0	0	0	
8	14	59	21SIM	20.6000	80.5598	0	0	0	
9	16	71	21SIMP	20.6000	79.9915	0	0	0	
10	13	59	21SIM	20.6000	73.3685	0	0	0	
11	18	71	21SIMP	20.6000	66.4340	0	0	0	
12	17	76	21SIMP	20.6000	59.1172	0	0	0	
13	16	61	21SIMP	20.6000	80.2945	0	0	0	
14	14	84	21SIMP	20.6000	75.4957	0	0	0	

	Temperat...	Humedad	Diseño	Mpa	R3	R7	R14	R28	R56
22	17	74	21SIMP	20.6000	67.9390	83.7920	101.5664	130.8945	141.60
23	16	88	21SIMP	20.6000	71.6026	85.1306	103.3007	124.2754	139.53
24	15	66	21SIM	20.6000	79.0160	98.0555	117.9137	137.9564	153.41
25	13	86	21SIMP	20.6000	77.3441	93.3102	112.1798	130.8976	146.12
26	17	76	21SIMP	20.6000	79.9537	100.9925	120.1120	152.9605	164.91
27	15	84	21SIMP	20.6000	31.5644	0	0	0	
28	14	89	21SIMP	20.6000	61.9405	75.5350	93.1984	123.0799	133.98
29	17	63	21SIM	20.6000	81.1325	101.0992	120.7526	130.6972	153.39
30	15	75	21SIMP	20.6000	54.5138	68.4680	85.2486	118.7361	125.18
31	18	65	21SIP	20.6000	72.7056	94.2762	111.6833	135.3333	150.98
32	18	58	21SIM	20.6000	62.4618	72.2611	88.9590	110.2297	128.80
33	18	62	21SIP	20.6000	76.2697	98.8512	116.1661	134.2588	154.04
34	16	89	21SIM	20.6000	53.9127	65.2399	81.8764	109.9338	121.01

Ilustración 33. Visualización de datos aplicativo

Luego se hace la prueba con las regresiones, que, a diferencia de la red neuronal, ya que de los valores ambientales y de la primera edad tenía que salir 4 valores de edades, se entrenaron 4 modelos de regresión para cada edad, tomando los valores anteriores, un modelo predice la edad 7 a partir de los factores ambientales, y la edad 14 igual pero también se basa en la edad 7 y así respectivamente. Cada uno con un RMSE distinto.

	R3	R7	R14	R28	R56
RMSE	0	14.9200	6.0940	9.4620	4.8100
RMSE Only One	3.0700	3.5000	4.1700	7.2500	4.8100

Ilustración 34. Tabla información RMSE

En el cuadro anterior hay una tabla que indica el RMSE para cada modelo, según la edad que está diseñado predecir, y cada uno tiene un error de 94-98-96-99 por ciento respectivamente. generando distintos resultados.

	Temperat...	Humedad	Diseño	Mpa	R3	R7	R14	R28	R56
1	13	59	21BN	20.6000	82.1446	0	0	0	
2	14	83	21BN	20.6000	81.8608	0	0	0	
3	18	69	21BN	20.6000	78.3938	0	0	0	
4	15	88	21BN	20.6000	74.5610	0	0	0	
5	16	86	21SIP	20.6000	97.2407	0	0	0	
6	16	65	21SIM	20.6000	70.9364	0	0	0	
7	14	74	21SIM	20.6000	69.3844	0	0	0	
8	14	59	21SIM	20.6000	80.5598	0	0	0	
9	16	71	21SIMP	20.6000	79.9915	0	0	0	
10	13	59	21SIM	20.6000	73.3685	0	0	0	
11	18	71	21SIMP	20.6000	66.4340	0	0	0	
12	17	76	21SIMP	20.6000	59.1172	0	0	0	
13	16	61	21SIMP	20.6000	80.2945	0	0	0	
14	14	84	21SIMP	20.6000	75.4957	0	0	0	

	Temperat...	Humedad	Diseño	Mpa	R3	R7	R14	R28	R56
1	13	59	21BN	20.6000	82.1446	104.3636	125.1183	133.0512	157.16
2	14	83	21BN	20.6000	81.8608	98.7937	117.7356	133.6707	152.45
3	18	69	21BN	20.6000	78.3938	94.7031	113.4772	138.0240	150.42
4	15	88	21BN	20.6000	74.5610	86.2853	104.8390	120.4039	138.42
5	16	86	21SIP	20.6000	97.2407	131.8353	146.8172	152.5787	188.29
6	16	65	21SIM	20.6000	70.9364	83.9456	102.3585	129.8907	136.62
7	14	74	21SIM	20.6000	69.3844	82.1047	100.4566	122.4909	133.35
8	14	59	21SIM	20.6000	80.5598	102.1848	122.9589	143.9302	158.57
9	16	71	21SIMP	20.6000	79.9915	101.3953	120.8640	148.5603	160.08
10	13	59	21SIM	20.6000	73.3685	90.9080	111.0186	145.8160	149.62
11	18	71	21SIMP	20.6000	66.4340	81.8407	99.1615	128.9700	139.26
12	17	76	21SIMP	20.6000	59.1172	73.8690	90.7689	116.2678	125.67
13	16	61	21SIMP	20.6000	80.2945	100.8908	120.4619	135.9949	149.52
14	14	84	21SIMP	20.6000	75.4957	64.6130	110.2734	130.9273	145.50

Ilustración 35. Prueba de predicción

La última forma de evaluar la validez de los datos fue una recopilación de los datos de entrenamiento de los cuales se eligieron 100 de 284 para ser predichos, los que se van a representar como la prueba del 80% de los datos con cada una de las herramientas (predicción con red neuronal y regresiones), y se realizara el mismo análisis con los datos de validación (10%) y de prueba (10%) siendo las pruebas del 20%. Desde en cada uno de los cuatro casos se evaluará el error porcentual de cada uno de los datos, y tendrá un

promedio, con todos los datos, y otro error con los mismos datos, pero excluyendo los datos que las herramientas no puedan predecir, para observar cual es el grado de error general y cuál es el grado de error cuando los modelos son capaces de dar una respuesta.

Más adelante se probara la confiabilidad, basándose en todas las pruebas y generando una repetición de las pruebas con los datos del 20% reservado para pruebas y validación, y para el criterio de evaluación se utilizaran, los errores porcentuales en promedio no sea mayor del 25% con los resultados que no puede dar, el error porcentual sin los datos que no se pudieron evaluar sean menores a un 15 % y la cantidad de valores a revisar en la red neuronal sean los mismos.

Por último, con todos los valores de entrenamiento, y los de prueba se separan en dos grupos para realizar pruebas, para obtener cuales valores dan por encima de los valores esperados, cuales valores dan por debajo, cual es el porcentaje de valores válidos, y determinar porque hay calores inválidos.

8. PROPUESTA METODOLÓGICA

Teniendo en cuenta lo dicho en las pruebas basados en el instructivo de Matlab se sugiere la siguiente propuesta metodológica [34] predecir la resistencia a la compresión de un cilindro de concreto expresado en el siguiente diagrama:

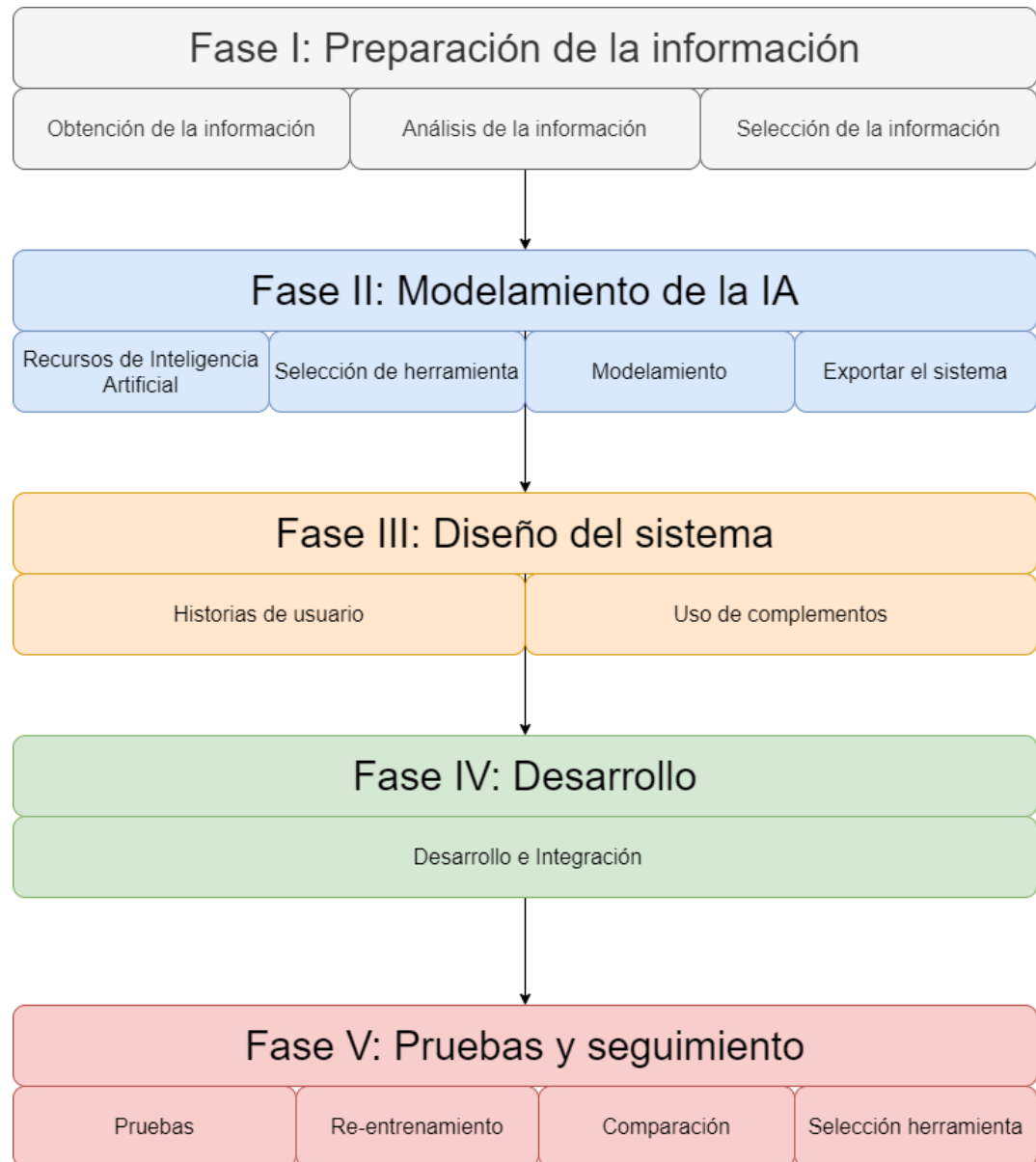


Ilustración 36. Diagrama de propuesta metodológica

1. Fase I. Preparación de la información

El motivo de esta fase se estructura en obtener y seleccionar los datos que nos ayudarán a predecir la resistencia a la compresión de un cilindro de concreto que puede ser obtenido con el uso de inteligencia artificial.

1.1 a) Subfase 1. Obtención de la información

Inicialmente se debe buscar la mayor cantidad de información de la resistencia a la compresión de un cilindro de concreto, en un primero momento se puede contemplar cualquier tipo de información que esté en disponible ya que esto nos permitirá ver todo lo que puede influir en el proceso hasta llegar al momento de realizar una predicción.

1.2 b) Subfase 2. Análisis de la información

En este punto se debe clasificar la información a criterio del encargado del proyecto, esto porque al igual que cualquier otro problema se puede llegar al resultado con diferentes métodos y/o estrategias, en este caso se debe tener en cuenta si la información que está siendo analizada proviene de fuentes confiables, si es una muestra suficientemente grande para caracterizarla, si los datos contenidos son correctos y si las variables seleccionadas realmente tienen influencia en el proyecto.

1.3 c) Subfase 3. Selección de la información

Después de analizar la información se procede a seleccionar aquellas variables que el encargado bajo su propio criterio considero tomar en cuenta para realizar la predicción, en esta subfase se revisará si los datos de las variables están completos y sin ruido, de lo contrario esas muestras deberán ser descartadas para evitar entrenar de manera errónea.

2 Fase II. Modelamiento de la inteligencia artificial

En esta fase se procede a investigar detenidamente con qué recursos de inteligencia artificial se cuenta, se comparan para encontrar las diferencias entre cada uno y se procede al modelamiento.

2.1 Subfase 1. Recursos de Inteligencia Artificial

Se deben investigar qué recursos de inteligencia artificial se tienen disponibles ya sea por los recursos económicos, conocimiento o disponibilidad. Y se agrupa si cubre la necesidad esperada.

2.2 b) Subfase 2. Selección de herramienta

Se comparan entre sí estos recursos, para determinar las ventajas y desventajas de cada uno, donde se escogen los recursos que sean más viables para el proceso de predicción suponiendo un alto grado de precisión en estos.

2.3 c) Subfase 3. Modelamiento

Se procede a diseñar y desarrollar en paralelo los sistemas predictivos según las elecciones tomadas en la anterior subfase. Aquí se debe dividir la información en 3 partes, una destinada al entrenamiento de los sistemas, otra a la validación y el resto para el testeo.

2.4 d) Subfase 4. Exportar el sistema

En esta subfase se procede a guardar toda la información resultante de modelamiento de los sistemas y sus requerimientos de funcionamiento. (Neuronas, modelos de regresión, funciones de reentrenamiento, parámetros de predicción, etc.).

3 Fase III. Diseño del algoritmo

Una vez diseñados los sistemas predictivos se procede a diseñar qué características tendrá el algoritmo para implementar dichos sistemas predictivos, como la preparación de los datos a predecir, su visualización, carga de librerías, etc.

3.1 a) Subfase 1. Historias de usuario

Se deben realizar historias de usuario para poder determinar cuáles serán las funcionalidades adicionales del algoritmo fuera de la predicción, esto para brindar la mejor experiencia del usuario final de la herramienta predictiva.

3.2 b) Subfase 2. Uso de complementos

Se determinará si existe la necesidad de utilizar algún complemento adicional para facilitar aún más la interacción con la herramienta predictiva.

4 Fase IV. Desarrollo

En esta fase se procederá a desarrollar todo el algoritmo propuesto, delimitado por las historias de usuario, incorporando los sistemas predictivos ya diseñados y la interfaz gráfica.

4.1 a) Subfase 1. Desarrollo e Integración

Se debe ir desarrollando el algoritmo según el paso a paso para preparar la información y posteriormente realizar la predicción correspondiente, integrando cada cosa como según se requiera.

5 Fase V. Pruebas y seguimiento

Finalmente se procede a realizar las pruebas de las diferentes herramientas de predicción, para comprobar su porcentaje de error, ventajas, desventajas y su respectivo seguimiento en el reentrenamiento.

5.1 a) Subfase 1. Pruebas

Se deben diseñar unas pruebas las cuales puedan ser aplicadas en todas las herramientas diseñadas para poder encontrar las diferencias entre los resultados. Es aquí donde probamos esos datos que se destinaron al testeado y se aplican paralelamente para ver qué comportamientos tiene cada uno.

5.2 b) Subfase 2. Reentrenamiento

Se debe poder reentrenar cada herramienta luego de realizar las predicciones si así se desea, siempre y cuando la información sea verificada. Donde con cada ingreso de datos; debe representar una mejoría mínima en la efectividad de este, de lo contrario su mantenimiento no será eficaz.

En la comparación se describen todos los comportamientos observados en el proceso de realización de las pruebas, respecto a los datos esperados para de esta manera encontrar el grado de precisión de la herramienta, sus ventajas y sus desventajas.

5.3 c) Subfase 3. Comparación

En la comparación se describen todos los comportamientos observados en los procesos anteriores, respecto a los datos esperados para de esta manera encontrar el grado de precisión de la herramienta, sus ventajas, sus desventajas y su capacidad de reentrenamiento.

5.4 d) Subfase 4. Selección herramienta

En este punto se decide cual es la herramienta más eficaz, con más ventajas que de cara al usuario brinda, teniendo en cuenta, su facilidad de uso, su grado de precisión, su capacidad de reentrenamiento y que cumpla con los demás requerimientos establecidos en las historias de usuario.

9. RESULTADOS

En primer lugar, se debe de comprobar los coeficientes de determinación (R^2), el cual indica que las variables independientes explican la forma en que varían las variables dependientes, Además se debe investigar los coeficientes de correlación (r) el cual muestra la relación entre las variables independientes y las dependientes, y en el caso presente se puede observar una correlación alta positiva. Así describiendo si los parámetros fueron elegidos correctamente y que el modelo si describe el comportamiento de las variables esperadas por medio de un modelo obtenido a través de una regresión o entrenamiento de red neuronal.

Edad	Regresión	RMSE	R^2	r
R56	Función racional cuadrática	4,5366	0,97	0,98488578
R28	Exponencial	9,7072	0,89	0,94339811
R14	Función racional cuadrática	6,506	0,94	0,96953597
R7	Matern 5/2	15,017	0,66	0,81240384

Tabla 4 Tabla de RMSE, R^2 y r de regresiones.

Edad	Red neuronal	RMSE	R^2	r
R56	Red neuronal	9,0026	0,9613	0,9805
R28	Red neuronal	7,005	0,9337	0,9663
R14	Red neuronal	6,4923	0,9434	0,9713
R7	Red neuronal	14,6136	0,6784	0,8237

Tabla 5 Tabla de RMSE, R^2 y r de redes neuronales.

De lo anterior se puede observar que la correlación de los parámetros de entrada y el resultado de todas las edades son proporcionales y demuestran una correlación positiva muy cercana al 1 en los dos modelos que se usaron en cada edad, donde la edad 56 depende de las edades 28, 14, 7 y 3, la edad 28 de las edades 14 y 7 y 3 y así respectivamente con las variables dependientes. Se puede observar que los datos si dependen unos de otros, y no solamente de las edades a predecir.

Al momento de analizar los distintos ejemplos, se puede ver que a medida que avanza las edades de muestra las regresiones empiezan a ser cada vez más precisas, y con un grado de error muy bajo. Además, los casos donde se deben tomar distintas decisiones que son en valores por debajo de 90 y superiores a 140, son valores que se predijeron con normalidad mostrando que

la herramienta no solo capta casos exitosos, sino los casos donde se deben tomar las medidas pertinentes. A continuación, un ejemplo de un caso no peligroso donde se muestra el bajo nivel de error utilizando redes neuronales.

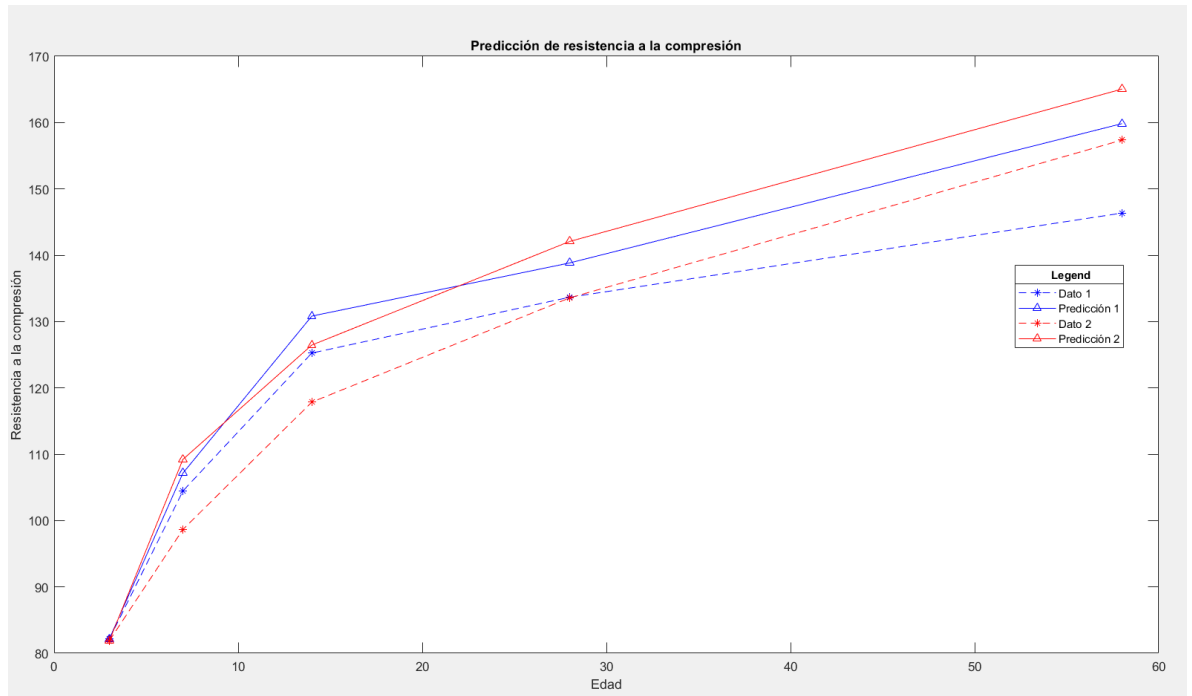


Ilustración 37. Gráfico de resultados redes neuronales

Con las regresiones se puede notar que existe un grado de precisión más alta ya que se utilizan distintas regresiones dependiendo de la cantidad de información y dependiendo del nivel de precisión, ya que algunas regresiones son mejores pese a la falta de información como en el caso de predecir la edad 7 y 14 de los cilindros de concreto y otras regresiones son mejores cuando hay mayor cantidad de información como en las edades 28 y 56.

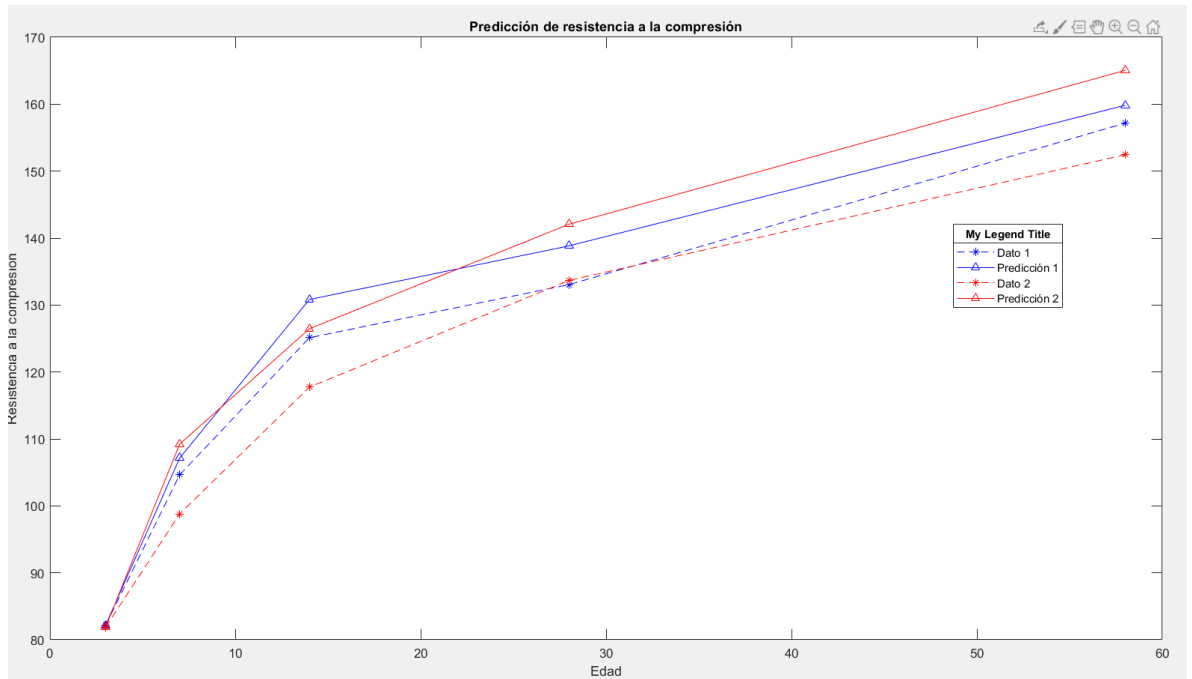


Ilustración 38. Gráfico resultados modelos de regresión

Al momento de revisar dos muestras de más de trescientas, resulta insuficiente, por consiguiente, para revisar la tasa de error que poseen los dos métodos predictivos, se realiza un promedio de la tasa de error con la siguiente formula:

$$100 * \frac{(ValorExacto - ValorObtenido)}{(ValorExacto)}$$

Ecuaciones 4. Formula porcentaje de error en predicción.

Con la formula anterior se encuentra el error de cada una de las muestras de cada edad, desde la edad R7 hasta la edad R56, y se calculan dos promedios, debido a ciertas muestras, que prueban falta de más datos similares para el entrenamiento de la herramienta predictiva, por tanto, ciertas muestras al ser tan distintas los modelos presentan inconvenientes al determinar el valor de la resistencia uniaxial vertical de ciertas recetas de concreto. Provocando que el resultado de esa muestra sea cero, provocando un error del 100% con respecto al valor real, desacreditando la capacidad de predecir un amplio espectro de muestras que sí posee la capacidad de predecir, aun así, se hace el cálculo con los dos casos, con el fin de visualizar cómo se comporta con todas las muestras y cómo se comporta con las que puede predecir.

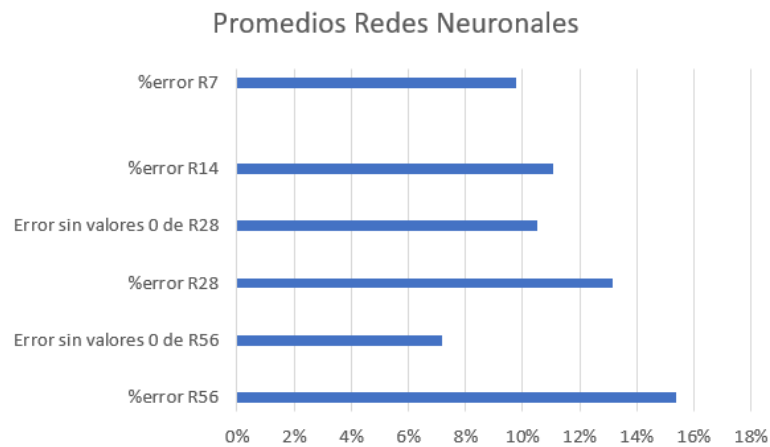


Ilustración 39. Gráfico Promedios Redes Neuronales 1

La red neuronal tuvo mayor capacidad al momento de predecir más valores, pese a que hay valores en las últimas edades en ceros, en los testeos no han tenido un dato que no pueda predecir completamente, como sí sucede en las regresiones, en donde se encuentra un solo dato que no se pudo predecir. Aumentando el grado de error en varias edades. Aun así, las regresiones dan datos más precisos y evita por completo datos que se deban inspeccionar con más detenimiento.

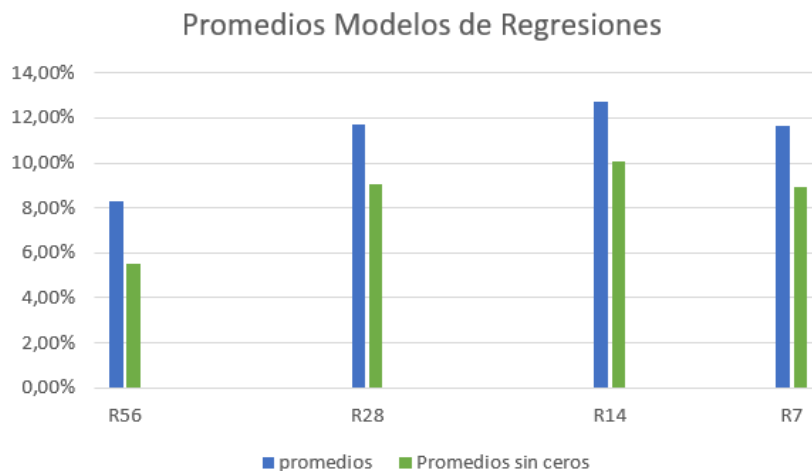


Ilustración 40. Gráfico Promedios Redes Neuronales 2

Por último, se hizo una comparación de las predicciones con datos de entrenamiento y datos de validación y prueba, con el cual se planea ver el comportamiento de la herramienta, la cual demuestra una tendencia en las regresiones por ser más precisa con los datos que calcula, pero tiene más casos de casos que no puede predecir, en cambio la red neuronal no presenta una cantidad tan alta de casos sin poder analizar y arrojar un resultado.

Promedios errores red neuronal 20% de datos	R56	R28	R14	R7
Promedio	11,8289708	12,9116563	9,87305036	10,5100238
Promedio sin error	7,42041929	11,8623991	9,87305036	10,5100238
Promedios errores red neuronal 80% de datos	R56	R28	R14	R7
Promedio	10,5720694	13,1772738	9,40862861	10,1663912
Promedio sin error	6,84590567	12,3002766	9,40862861	10,1663912
Promedios errores regresiones 20% de datos	R56	R28	R14	R7
Promedio	20,6043792	22,9781757	22,5408359	23,1944175
Promedio sin error	7,37177571	10,141205	9,63097525	10,393487
Promedios errores regresiones 80% de datos	R56	R28	R14	R7
Promedio	20,9243179	23,7932589	23,0159242	23,7680585
Promedio sin error	6,96978576	10,3450105	9,43049901	10,315363

Tabla 6. Tabla de errores de pruebas con distintos grupos de datos

El cuadro anterior se ve que se tomó un promedio del error por dato y un promedio sin error de datos iguales a cero, lo que se interpreta como que la herramienta predictiva no pudo analizar el dato por ser atípico y no coherente, por tanto, no dio un resultado. Se puede ver que ese problema se da en las redes neuronales y en las regresiones, pero en la red neuronal se presenta en menor medida y se puede ver que suele ocurrir en edades superiores a la edad 28. El 80% de los datos se refiere a los datos de entrenamiento y el 20 restante son los datos de validación y prueba, cada error está en porcentaje de 0 a 100%

Por último, se realizó una prueba de las herramientas predictivas, con el 100% de los datos en dos grupos, 80% que pertenece a los datos de entrenamiento y un 20 % que se refiere a los datos de prueba y validación. Y observar el comportamiento de los datos predichos, en los siguientes gráficos se evidenciarán cuáles son los valores validos de las siguientes pruebas:

- Redes neuronales con el 80% de los datos:

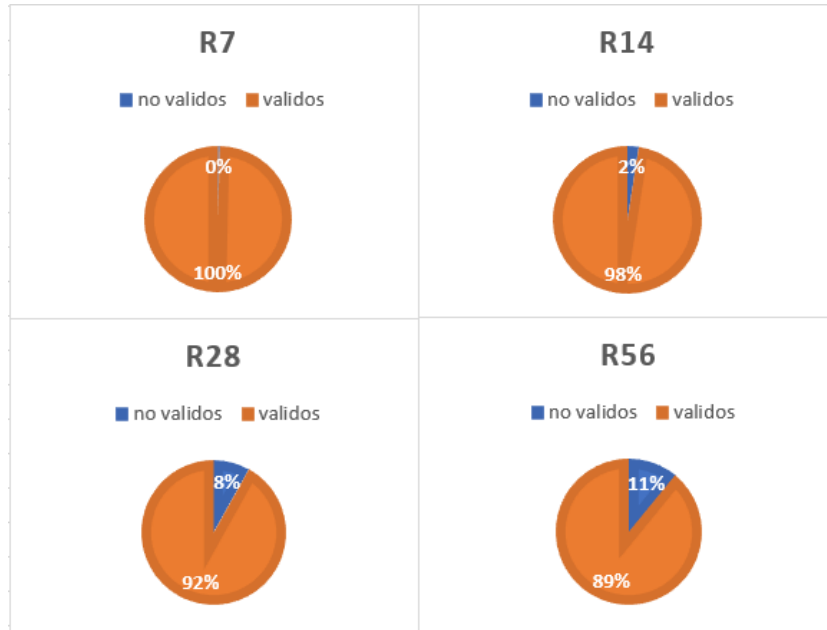


Ilustración 41. Resultado redes neuronales con 80% de los datos.

- Redes neuronales con el 20% de los datos:

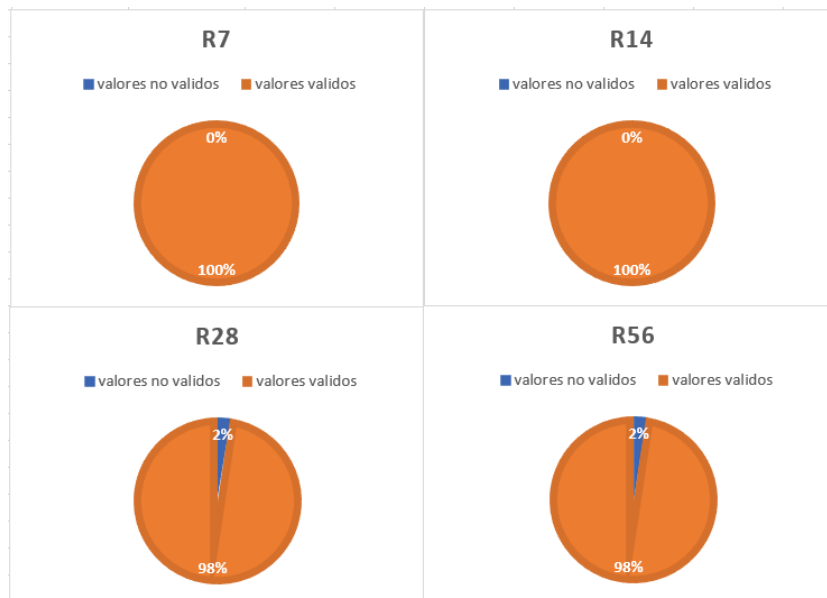


Ilustración 42. Resultado redes neuronales con 20% de los datos.

- Regresiones con el 20% y el 80% de los datos:

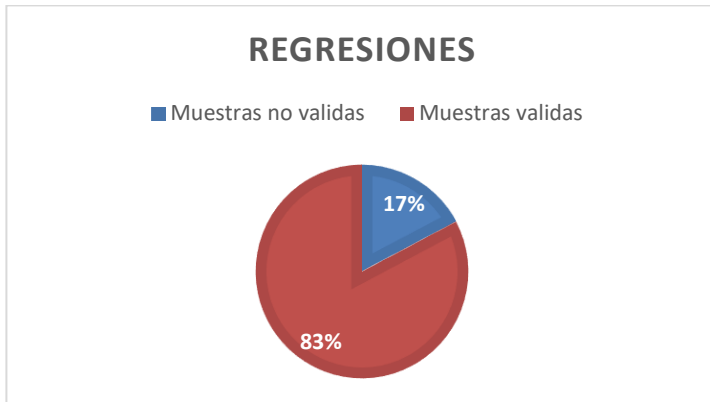


Ilustración 43. Grafica de valores de regresiones.

En la gráfica se ve que hay una mayor atipicidad en el 80% de los datos de las redes neuronales que en el 20% de datos de validación y prueba pese al orden aleatorio que se asignó al grupo que pertenece el dato, hay una mayor cantidad de casos atípicos en los datos de entrenamiento, en el caso de las redes neuronales. Por otro lado, las regresiones mantienen un numero constante de valores inválidos y mucho más grande que los casos de las redes neuronales.

Los valores atípicos en las regresiones son caracterizados, por en la edad R3 estar fuera del rango de 48.3 a 110.33, la edad R7 por no estar entre 48.25 hasta 211.27, la edad R14 por tener datos menores a 48.33 y mayores a 210.25, y por en la edad R28 por ser menor a 50 y mayor a 145.26. Por otro lado, las redes neuronales Cuando la humedad relativa es cercana al 100%, la temperatura es mayor a los 28°C, R3 Es menor a 30 o mayor a 100, que R7 sea menor a 90 pero mayor a 170, R14 sea mayor a 140, que entre edades haya una diferencia muy alta, que la rigidez aumente muy rápido o se esté evaluando un diseño con una muestra pequeña dentro de los datos de entrenamiento.

En el caso de observar si los valores son mayores a lo estimando o menores, se puede ver que en edades tempranas por parte de las redes neuronales los valores tienden a ser menores a lo que se estima y en las últimas edades suele ser mayor a lo estimado, pero no es una mayoría muy significativa.

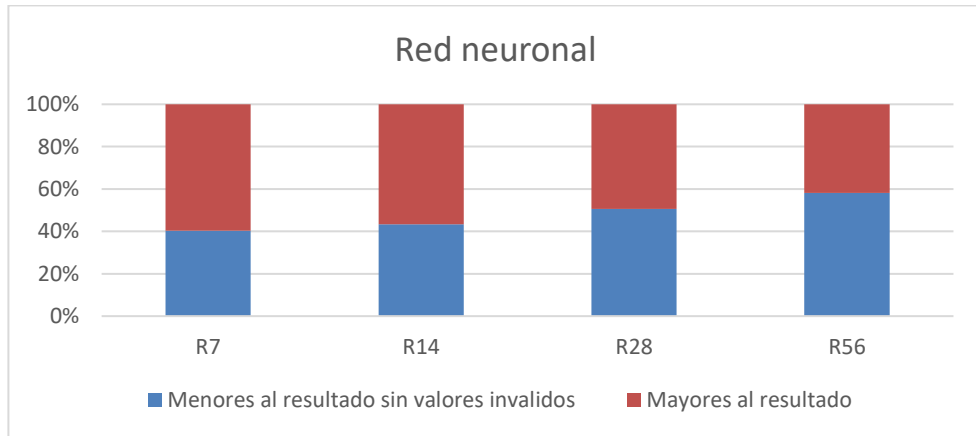


Ilustración 44. Grafica de valores mayores y menores de Redes neuronales con el 20% de los datos.

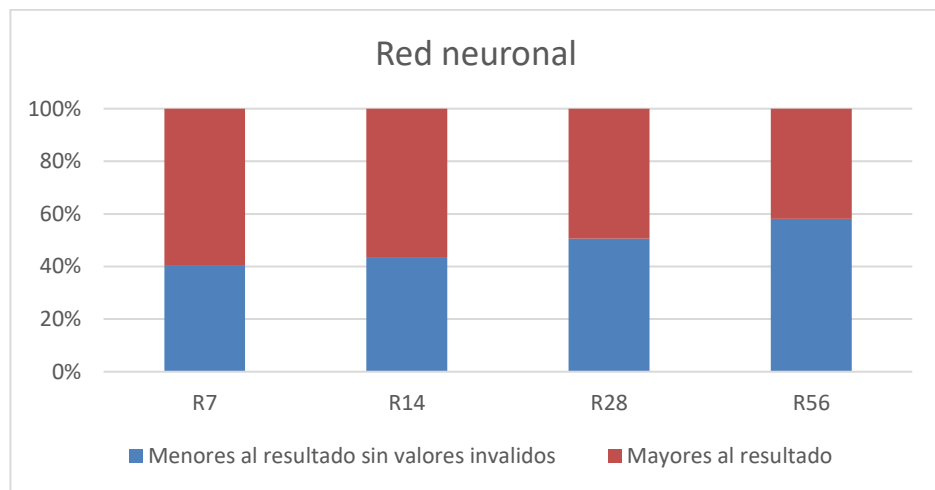


Ilustración 45. Grafica de valores mayores y menores de Redes neuronales con el 80% de los datos.

En cambio, en las regresiones se puede ver que se comporta de manera opuesta a las redes neuronales, los valores tempranos, suelen ser mayores a lo previsto, y en sus últimas edades disminuye los valores menores,

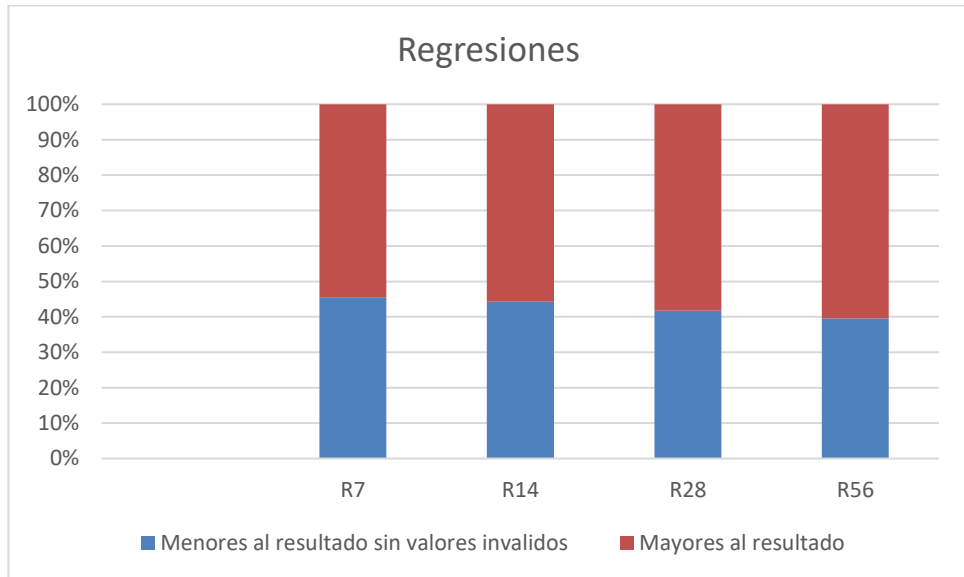


Ilustración 46. Grafica de valores mayores y menores de regresiones con 20% de los datos.

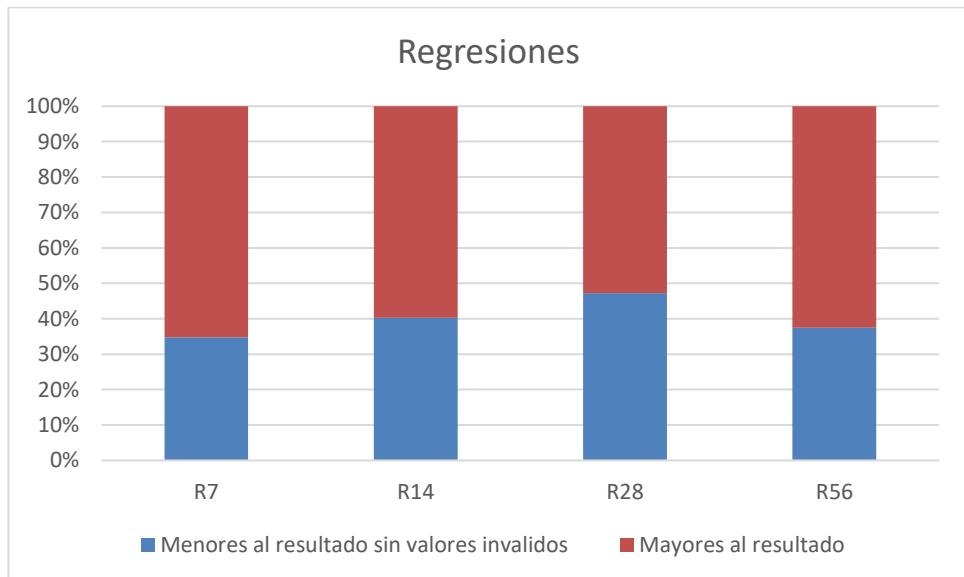


Ilustración 47. Grafica de valores mayores y menores de regresiones con 80% de los datos.

Después de determinar cuáles valores son válidos y el comportamiento de en cuales edades hay más datos obtenidos mayores o menores a lo esperado, se procede a realizar un análisis del error absoluto porcentual medio (MAPE), y la distancia media cuadrática media (RMSE), ya que

los valores inválidos se interpretan con valores de cero, generaran una medida que no refleja la capacidad de predecir los valores que las herramientas si pueden generar.

Regresiones con datos del 20%				
Promedios	R7	R14	R28	R56
RMSE	12,1155396	13,7534783	18,2759757	16,9784199
MAPE	10,393487	9,63097525	10,141205	7,37177571

Tabla 7. Tabla de resultados del análisis del RMSE y MAPE de las Regresiones con datos del 20%.

Regresiones con datos del 80%				
Promedios	R7	R14	R28	R56
RMSE	14,3258523	16,1580706	19,0096508	16,1330001
MAPE	10,122922	9,76488116	9,69935208	6,58366482

Tabla 8. Tabla de resultados del análisis del RMSE y MAPE de las Regresiones con datos del 80%.

Red neuronal con datos del 80%				
Promedios	R7	R14	R28	R56
RMSE	15,180645	16,92271	24,828531	16,9847277
MAPE	11,029301	10,44175	12,895928	7,27432592

Tabla 9. Tabla de resultados del análisis del RMSE y MAPE de las Redes neuronales con datos del 80%.

Red neuronal con datos del 20%				
Promedios	R7	R14	R28	R56
RMSE	12,16639	13,8788	19,43768	16,86257
MAPE	10,51002	9,87305	11,8624	8,563377

Tabla 10. Tabla de resultados del análisis del RMSE y MAPE de las Redes neuronales con datos del 20%.

Resultado de una buena implementación de distintas técnicas de IA, se logró plantear una propuesta metodológica, que permita a un usuario con el nivel de un estudiante de ingeniería y que medianamente entienda de entornos de desarrollo, pueda implementar con un sistema de pasos, y la recomendación de seguir los 4 pasos de seleccionar la información, entrenar un modelo, diseñar el software y elegir dónde y cómo se va a implementar y procesar la herramienta predictiva.

Por último, se realiza una gráfica para mostrar de forma gráfica el comportamiento de las dos herramientas predictivas en la edad más importante que es la R28, donde se evidencia la forma en que las herramientas predicen, en cada gráfica se pueden ver valores a cero que representa

que en esa muestra no se pudo realizar una predicción por atipicidad. Donde el eje x representa el numero de la muestra y el eje y el valor de la muestra.

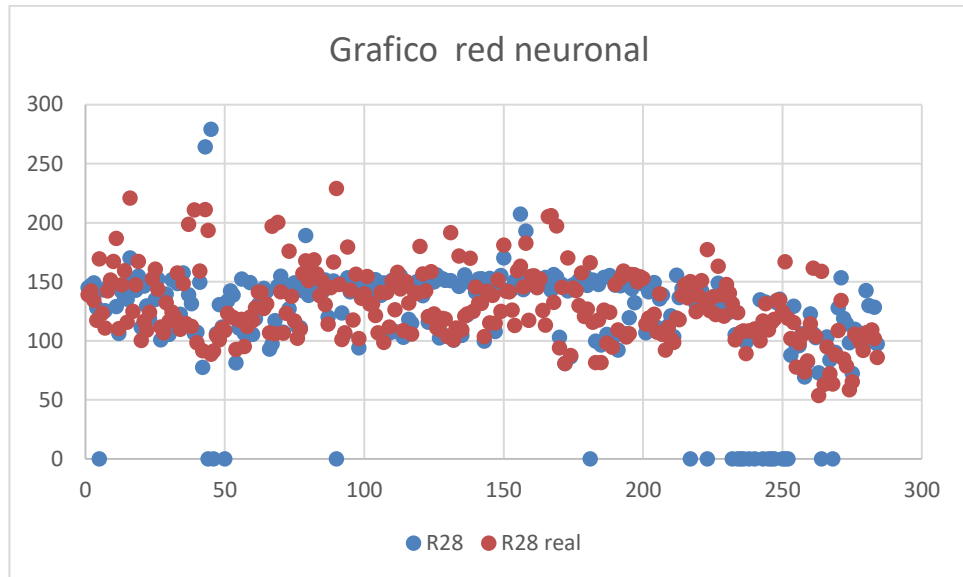


Ilustración 48. Grafica de dispersión en comparación de la red neuronal en la edad 28.

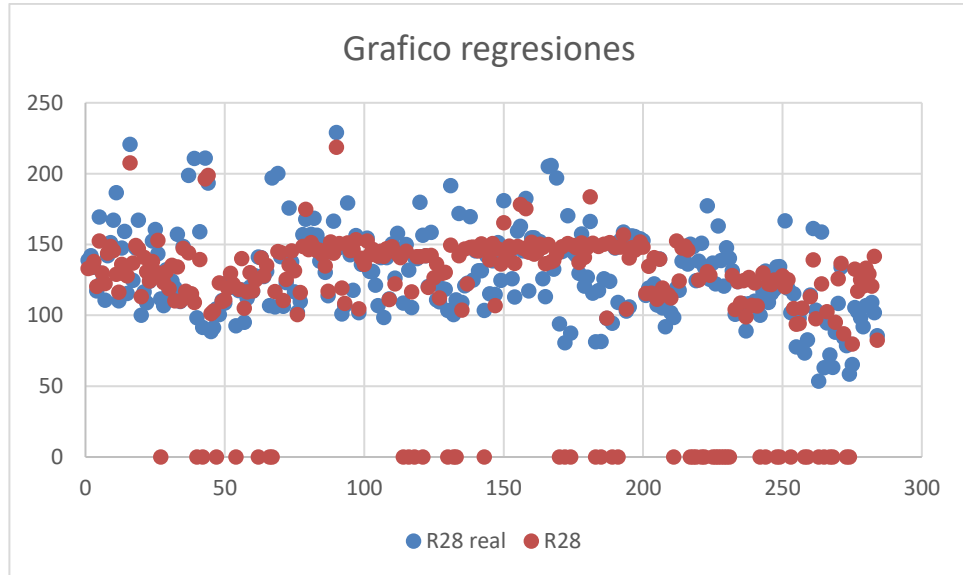


Ilustración 49. Grafica de dispersión en comparación de las regresiones en la edad 28.

Al momento de realizar cuatro pruebas repetidas utilizando un 20 % de los datos, existen en los cuatro casos, variaciones en los datos mínimas, pero se puede observar que los casos que necesitan ser atendidos en los cuatro casos fueron los mismos, dando un grado de confiabilidad alto para las redes neuronales y para el modelo de regresiones. Pese a que en las regresiones

hay más casos con los que hay que tener cuidado, siguen siendo los mismos, con los mismos datos de entrada.

10. CONCLUSIONES

Se realizó una herramienta predictiva, con la capacidad de informar cuáles serán los próximos valores que tomará la resistencia a la compresión de una muestra de cemento. Pronosticando valores dentro del rango adecuado para la utilización del concreto y por fuera del mismo para la reparación o reemplazo de este. Pese a lo anterior existen valores que no se pudieron caracterizar debido a las malas prácticas del país, en donde ciertos valores sean muy distantes a la media, la red neuronal y los modelos de regresiones preferirán no realizar el análisis de esa información asignando valores futuros a cero, cada uno de forma diferente. En el caso de la red neuronal hay ciertos valores de edades que no va a predecir, mientras que los modelos de regresiones no darán una sola edad en caso de que no se pueda predecir los datos futuros en un caso en particular.

Los resultados de la comparación de la predicción con datos de entrenamiento y datos de prueba son muy cercanos en sus errores sin valores no válidos, lo que deja claro que el modelo pese a utilizar los valores de entrenamiento para aprender, edifica un modelo, pero no guarda memoria de los valores recibidos, pero si resulta ser un poco más preciso el estudio de los valores futuros con los valores de entrenamiento como entrada en la herramienta predictiva.

Los altos índices de correlación y de determinación, comprueban que se realiza una buena parametrización, que sea capaz de explicar el comportamiento de la resistencia a la compresión uniaxial, pero en las primeras edades tiene bajos coeficientes en comparación, porque según la edad aumentan los datos y cada una de las edades es un parámetro que describe necesariamente el valor próximo de la resistencia de concreto. Demostrando que las herramientas predictivas, son sistemas deterministas, en donde no se involucra el azar en los valores futuros de las herramientas predictivas, proponiendo que siempre y cuando las entradas sean las mismas, se obtendrán los mismos resultados, o al menos muy aproximados. Demostrando así un grado alto de confiabilidad, ya que los valores obtenidos en la mayoría de los casos serán iguales, si y solo si se utilizan los mismos valores de entrada.

La herramienta predictiva hecha con regresiones tiene un mejor RMSE y mejor r y R^2 en las edades 28 y 56, pero la red neuronal tiene mejor índices en las edades 7 y 14, lo que indica que en las primeras edades la red neuronal es mejor herramienta, pero en las últimas edades las regresiones son más precisas. Pero como la herramienta que usa las redes neuronales tiene una mejor descripción del sistema a evaluar en una edad temprana, se puede evidenciar que los únicos valores no válidos en las pruebas dentro de las redes neuronales son algunos casos donde la edad 28 y 56 no se pudo predecir, por otro lado, como en las primeras edades las regresiones tienen una descripción del sistema menor, los datos inválidos comienzan desde la edad 7, provocando que tenga una mayor cantidad de valores no válidos, ya que los valores de otras edades dependen de la anterior. Por último, como las regresiones tienen un espectro de datos menor que puede predecir, pero tiene una mejor precisión en la edad 28 y el modelo

describe mejor el sistema en esa edad se recomienda más el uso de las regresiones para uso práctico.

Los gráficos que representan la cantidad de datos obtenidos por encima de lo esperado, muestra que pese al factor de que en las regresiones hay más datos inválidos, se puede observar que es más conveniente las regresiones, en el contexto planteado, ya que las redes neuronales cuando están en las edades tempranas tienden a ser menores a lo esperado, lo que se puede traducir en que es más probable que se pueden tener datos que muestren conflictos y sean de cuidado, o pocos valores de las edades tempranas pueden ser alarmantes, cuando realmente es que los valores pueden estar dentro de los parámetros adecuado, por otro lado las regresiones no tomaran decisiones en caso de que en edades tempranas exista la posibilidad de que la resistencia no avance adecuadamente. Sin olvidar que las redes tienen la capacidad de observar más casos atípicos con los datos de la resistencia de cada edad, pero se encuentra muy limitado con los parámetros de temperatura que donde varié por encima de los 28°C tendrá valores inválidos y no podrá efectuar un análisis, mientras que las regresiones teniendo menor manejo de valores atípicos en los valores de las resistencias, tiene un mejor manejo de las variables del contexto de cada muestra, dando más capacidad de analizar la humedad relativa y temperatura y a las redes neuronales, los cambios bruscos de las distintas edades.

Además, la herramienta predictiva tiene políticas para evitar errores de las redes neuronales, ya que es probable que la red neuronal arroje un valor en una edad que no corresponde debido a que el resultado de resistencia de una edad puede ser menor a la resistencia de una edad anterior por la tanto la herramienta está en capacidad de evitar esos datos, que no son coherentes por falta de una mayor muestra, que previene de hacer una adecuada caracterización.

Al momento de comparar las dos formas de realizar una herramienta predictiva, refiriéndose a si hacer la herramienta predictiva con redes neuronales o realizarla con Modelos de regresiones, es preferible utilizar los modelos de regresiones ya que poseen un menor grado de error y en caso de que no se haya entrenado lo suficiente con un caso, preferirá no evaluarlo arrojando un dato con sus edades en cero, haciendo referencia a que se necesitan más casos particulares para el entrenamiento de los modelos, y la evaluación de futuros datos.

La propuesta metodológica está explicada paso a paso y generó una herramienta que puede recibir datos nuevos para un nuevo estudio o reiniciar todo el modelo predictivo ya que puede utilizar otra base de datos para realizar el mismo propósito, pero con distintos diseños. Así permitiendo la adaptabilidad de la herramienta en casos futuros donde se desee implementar la herramienta. Para finalizar, pese a que la herramienta predice datos que presentan un margen de error relativamente bajo, ha demostrado tener nivel de fiabilidad elevado.

La herramienta predictiva y la propuesta metodológica ha demostrado que la integración de las TIC dentro de un área no afín de la ingeniería de Telecomunicaciones, se puede hacer una integración exitosa de herramientas como lo pueden ser las redes neuronales y los modelos de regresiones entrenados para la optimización de procesos de ingeniería civil, con el propósito de construir sociedad y salvaguardar las vidas, mientras se cumplen las leyes. Lo que puede ayudar a mejorar la calidad de diversos procesos a través del estudio rápido de las muestras de concreto, gracias a la herramienta predictiva.

La propuesta metodológica abre la posibilidad de que se simplifique la aplicación de herramientas como las redes neuronales para realizar herramientas para otros campos que compartan la naturaleza cuantitativa, del contexto en que se desarrolló la herramienta propuesta. por lo tanto, se buscará la obtención de mejores datos para la mejora de la herramienta ya propuesta y se espera que facilite a próximos proyectos a realizar exitosamente la integración de las redes neuronales a otros campos acción.

10.1. CUMPLIMIENTO DE OBJETIVOS

El objetivo principal del proyecto era Plantear una propuesta metodológica para predecir la resistencia de un cilindro de concreto a la compresión respecto a lo establecido en la norma en el sector de construcción mediante el uso de las TIC. El cual se cumplió creando una propuesta metodológica, más un prototipo funcional de predicción de resistencia a la compresión. Para llegar a este resultado se cumplieron 4 objetivos específicos.

Se realizó exitosamente una recolección de datos que lleva años siendo cultivada por una compañía, a través de la experimentación, después de decidir cuál información era relevante para el proyecto. se siguió con el diseño de la herramienta predictiva, donde se identificó variables y parámetros que debe cumplir la herramienta predictiva, para su diseño y realización de prototipo, cumpliendo el segundo objetivo. Seguido de diseñar por medio de historias de usuario y diagramas de UML el diseño e implementación del prototipo de herramienta predictiva, contextualizado en el área de la ingeniería Civil. Y para concluir se planteó gracias a la documentación del desarrollo de la herramienta una propuesta metodológica para predecir la resistencia de un cilindro de concreto a la compresión respecto a lo establecido en la norma en el sector de construcción mediante el uso de las TIC, de manera exitosa y con un bajo margen de error utilizando varios modelos predictivos.

10.2. APORTES DE LA INVESTIGACIÓN

El propósito final del proyecto es permitir implementar machine learning y herramientas de regresión a distintos individuos que necesiten de ello para realizar un proyecto, el cual comparte la finalidad de estudiar una situación de manera cuantitativa, con uno o varios resultados que se puedan autocompletar. dependiendo de la naturaleza de la necesidad que se plantee el lector de la propuesta metodológica. Adicionalmente en el campo donde se decidió utilizar herramientas como machine learning, proveerá de una herramienta que permita realizar estudios en nuevas muestras de cemento, sin la necesidad de esperar a que pase 28 días para tomar una decisión en caso de un siniestro, salvaguardando la vida de los próximos habitantes de una construcción cumpliendo las normas vigentes sismo resistentes dictadas en Colombia.

Para finalizar, este proyecto permite la integración de las TIC dentro de áreas que no son afines a la ingeniería de telecomunicaciones, permitiendo la colaboración de dos áreas que resultan tomar distintos caminos, gracias a este proyecto se puede ver la importancia de la implementación de las TIC en lugares donde antes no habían estado, y así contribuir con la creación de una sociedad, en niveles sociales, económicos y académicos.

10.3. NUEVAS ÁREAS DE INVESTIGACIÓN

La propuesta metodológica, plantea una forma de crear herramientas predictivas en un contexto controlado, donde se encuentra información de carácter cuantitativo, permitiendo que en el futuro se pueda implementar herramientas predictivas, dentro de un software modulado, con el propósito que el contexto que se plantea en el proyecto nos sea el único contexto que se pueda solucionar por medio de tecnologías como la IA.

De todas formas, el contexto actual, pese a que se elaboró con éxito en el futuro se puede implementar con un servidor alojado en la nube donde, varios usuarios puedan acceder a ella cada vez que necesiten, para alimentar el modelo predictivo con más datos permitiendo que esta herramienta pueda ser mejorada con un mayor flujo de datos y honre su propia característica adaptativa, estando implementada en la nube.

Adicionalmente, si nos referimos al contexto del proyecto, se puede realizar un sistema de decisiones que plantee, respuestas a diversas circunstancias y dependiendo del tiempo transcurrido, para estudiar la viabilidad de una acción para prevenir un siniestro en un proyecto de ingeniería civil. A su vez como se planteó una propuesta metodológica,

el fin no es solo que se planteen sistemas de decisiones para la ingeniería Civil sino para otras ramas del conocimiento que estén dispuestas a cooperar con la ingeniería de Telecomunicaciones para crear nuevos sistemas, que provean de progreso a la sociedad.

11. BIBLIOGRAFÍA

- [1] Jordan, “No Title No Title,” *J. Chem. Inf. Model.*, vol. 53, no. 9, pp. 1689–1699, 2013, doi: 10.1017/CBO9781107415324.004.
- [2] “(No Title).” https://www.researchgate.net/profile/Adrian_Will/publication/228661525_Uso_de_redes_neuronales_y_ANFIS_para_predecir_la_resistencia_uniaxial_a_compresion_de_hormigones_de_alta_resistencia/links/0c9605331c9d7c46cd000000.pdf (accessed Apr. 12, 2020).
- [3] NSR-10, “NSR-10 Requisitos generales de diseño y construcción sismo resistente,” *Nsr-10*, vol. Título A, p. 186, 2010.
- [4] “Tipos de investigación: Descriptiva, Exploratoria y Explicativa.” <https://noticias.universia.cr/educacion/noticia/2017/09/04/1155475/tipos-investigacion-descriptiva-exploratoria-explicativa.html> (accessed Apr. 16, 2020).
- [5] “Qué es SCRUM – Proyectos Ágiles.” <https://proyectosagiles.org/que-es-scrum/> (accessed Apr. 16, 2020).
- [6] G. Rivera, “Capítulo 6. Resistencia del concreto,” *Concreto simple*, no. 6, pp. 121–153, 2006, [Online]. Available: [ftp://ftp.unicauca.edu.co/cuentas/geanrilo/docs/FIC_y_GEOTEC_SEM_2_de_2010/Tecnologia del Concreto - PDF ver. 2009/Cap. 06 - Resistencia.pdf](ftp://ftp.unicauca.edu.co/cuentas/geanrilo/docs/FIC_y_GEOTEC_SEM_2_de_2010/Tecnologia_del_Concreto_-_PDF_ver._2009/Cap._06_-_Resistencia.pdf).
- [7] I. N. de Vías, “Máquina de ensayo –,” *Ens. Tracc. Indirect. Cilindros Norm. Concreto*, vol. 411, pp. 1–5, 2007.
- [8] Matlab Book Editors, “Mastering Machine Learning A Step-by-Step Guide with MATLAB,” p. 22, 2018.
- [9] “Statistics and Machine Learning Toolbox - MATLAB.” <https://la.mathworks.com/products/statistics.html#machine-learning> (accessed Apr. 01, 2020).
- [10] A. Lozano, “MARTILLO SCHMIDT (ESCLERÓMETRO).”
- [11] “Desarrollo de un modelo de redes neuronales desarrollo de un modelo de redes neuronales artificiales para predecir la resistencia a la compresión y la resistividad eléctrica del concreto.” <https://repositorio.unal.edu.co/bitstream/handle/unal/28787/14771-44391-1-PB.pdf?sequence=1&isAllowed=y> (accessed Jul. 03, 2020).
- [12] P. Folino, A. Will, F. Flores, and W. Diaz, “Uso de redes neuronales y ANFIS para predecir la resistencia uniaxial a compresión de hormigones de alta resistencia SUPERCONCRETE (Sustainability-driven international/intersectoral Partnership

- for Education and Research on modelling next generation CONCRETE) View project Acoustics, noise control View project.” Accessed: Apr. 12, 2020. [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/228661525>.
- [13] “¿Qué es la inteligencia artificial (IA)? - MATLAB & Simulink.” <https://la.mathworks.com/discovery/artificial-intelligence.html> (accessed Apr. 15, 2020).
- [14] L. Vokorokos, J. Mihalov, and L. Lescisin, “Possibilities of depth cameras and ultra wide band sensor,” in *2016 IEEE 14th International Symposium on Applied Machine Intelligence and Informatics (SAM I)*, Jan. 2016, pp. 57–61, doi: 10.1109/SAMI.2016.7422982.
- [15] “Irene Moral Peláez.”
- [16] “Machine Learning: Tres cosas que es necesario saber - MATLAB & Simulink.” <https://la.mathworks.com/discovery/machine-learning.html> (accessed Apr. 15, 2020).
- [17] “¿Qué es una red neuronal? - MATLAB & Simulink.” <https://la.mathworks.com/discovery/neural-network.html> (accessed Apr. 16, 2020).
- [18] “Funciones en el modelo de Neurona Artificial.” <http://www.redes-neuronales.com.es/tutorial-redes-neuronales/funciones-de-las-neuronas-artificiales.htm> (accessed Jul. 17, 2020).
- [19] “Regresión - MATLAB & Simulink - MathWorks América Latina.” <https://la.mathworks.com/help/stats/regression-and-anova.html> (accessed Apr. 16, 2020).
- [20] “MATLAB - Wikipedia, la enciclopedia libre.” <https://es.wikipedia.org/wiki/MATLAB> (accessed Apr. 16, 2020).
- [21] Ministerio de Ambiente Vivienda y Desarrollo Territorial, “Reglamento Colombiano de Construcción Sismo Resistente.” p. 406, 1997, [Online]. Available: https://www.culturarecreacionydeporte.gov.co/sites/default/files/reglamento_construccion_sismo_resistente.pdf.
- [22] “(No Title).” <https://www.idrd.gov.co/sitio/idrd/sites/default/files/imagenes/3titulo-cnsr-100.pdf> (accessed Apr. 16, 2020).
- [23] “Historias de Usuario, escritura, definicion y ejemplos — SCRUM MÉXICO.” <https://www.scrum.mx/informate/historias-de-usuario> (accessed Apr. 16, 2020).
- [24] “Prueba de resistencia a la compresión del concreto | CivilGeeks.com.” <https://civilgeeks.com/2017/08/24/prueba-resistencia-la-compresion-del-concreto/> (accessed Apr. 16, 2020).
- [25] Jesús David Osorio, “Resistencias del concreto | ARGOS 360.” <https://www.360enconcreto.com/blog/detalle/resistencia-mecanica-del-concreto-y->

compresion (accessed Mar. 31, 2020).

- [26] “Fit Data with a Shallow Neural Network - MATLAB & Simulink - MathWorks América Latina.” <https://la.mathworks.com/help/deeplearning/gs/fit-data-with-a-neural-network.html> (accessed Apr. 16, 2020).
- [27] “Train Regression Models in Regression Learner App - MATLAB & Simulink - MathWorks América Latina.” <https://la.mathworks.com/help/stats/train-regression-models-in-regression-learner-app.html> (accessed Apr. 16, 2020).
- [28] “Open Network/Data Manager - MATLAB nntool - MathWorks América Latina.” <https://la.mathworks.com/help/deeplearning/ref/nntool.html> (accessed Apr. 16, 2020).
- [29] C. M. Bishop and C. M. Roach, “Fast curve fitting using neural networks,” *Rev. Sci. Instrum.*, vol. 63, no. 10, pp. 4450–4456, 1992, doi: 10.1063/1.1143696.
- [30] S. Ekici, F. Unal, and U. Ozleyen, “Comparison of different regression models to estimate fault location on hybrid power systems,” *IET Gener. Transm. Distrib.*, vol. 13, no. 20, pp. 4756–4765, Oct. 2019, doi: 10.1049/iet-gtd.2018.6213.
- [31] “Simulate dynamic system - MATLAB sim - MathWorks América Latina.” <https://la.mathworks.com/help/simulink/slref/sim.html> (accessed Apr. 16, 2020).
- [32] “Predict responses using ensemble of bagged decision trees - MATLAB - MathWorks América Latina.” <https://la.mathworks.com/help/stats/compactreebagger.predict.html> (accessed Apr. 16, 2020).
- [33] “App Designer - MATLAB & Simulink - MathWorks América Latina.” <https://la.mathworks.com/help/matlab/app-designer.html> (accessed Apr. 16, 2020).
- [34] R. Marciniak, “Propuesta metodológica para el diseño del proyecto de curso virtual: aplicación piloto,” *Apertura*, vol. 9, no. 27, pp. 74–95, 2017, doi: 10.18381/Ap.v9n2.991.

12. ANEXOS

12.1. ANEXO 1. HISTORIAS DE USUARIO

ID: 001	Título: Subida de archivos
Descripción	Poder cargar archivos a la herramienta predictiva
Estimación	3
Prioridad	Alta
Dependencias	ninguna

ID: 002	Título: Visualización de archivos subidos
Descripción	Mostrar los datos contenidos en el archivo subido
Estimación	3
Prioridad	Alta
Dependencias	1

ID: 003	Título: Datos editables en el aplicativo
Descripción	Poder editar las tablas de la herramienta predictiva
Estimación	2
Prioridad	Media
Dependencias	1

ID: 004	Título: Exportar datos predichos.
Descripción	Poder guardar los datos predichos en el dispositivo
Estimación	5

Prioridad	Baja
Dependencias	1

ID: 005	Título: Software multiplataforma
Descripción	Herramienta predictiva funcione en diferentes SO
Estimación	5
Prioridad	Media
Dependencias	ninguna

ID: 006	Título: Software re-entrenable
Descripción	El software debe poder ser reentrenado con nueva data
Estimación	8
Prioridad	Alta
Dependencias	1

ID: 007	Título: Almacenamiento de data
Descripción	La herramienta debe guardar variables en el dispositivo
Estimación	3
Prioridad	Alta
Dependencias	ninguna

ID: 008	Título: Lectura de scripts
Descripción	La herramienta debe poder leer scripts para un funcionamiento modular.
Estimación	5
Prioridad	Media
Dependencias	ninguna

ID: 009	Título: Diseños de IA
Descripción	La herramienta contará con sistemas de IA.
Estimación	16
Prioridad	Alta
Dependencias	3

12.2. ANEXO 2. GLOSARIO

NSR-10:

Norma sismo Resistente del 2010, establece las condiciones que se deben seguir en la construcción, así los edificios o estructuras tendrán en caso de un sismo, una respuesta favorable.

Pruebas De Resistencia:

Las pruebas de resistencia se realizan de manera uniaxial, sobre un cilindro de cemento, con una formula cualquiera, con el propósito de probar la cantidad de presión puede soportar la muestra de cemento.

Norma:

Cuando en el texto se refiere a una norma se refiere a la norma NSR-10: TITULO c – Concreto estructural.

Herramienta:

Hace referencia a el software producto de la metodología propuesta.

Resistencia:

Resistencia a la compresión uniaxial.

Edad:

Se habla de los días desde que se realizó la mezcla del cilindro.

MPa:

Unidad de medida de presión igual a un millón de pascales.

12.3. ANEXO 3. MANUAL DE USUARIO

La herramienta permite ingresar tablas de cálculos de formato .xlsx, con información de temperatura, humedad, diseño, Mpa y las resistencias en edades 3(R3), 7(R7), 14(R14), 28(R28) y 56(R56), con el propósito de saber las resistencias del cilindro de concreto en edades iguales y superiores a la edad R7, por tanto el software recibe información a través de un archivo formato .xlsx que organice la información en la primera hoja de la siguiente forma:

Temperatura	Humedad	Diseño	Mpa	R3	R7	R14	R28	R56
13	58	21BN	20,6	82,1446233	0	0	0	0
14	83	21BN	20,6	81,8607665	0	0	0	0
18	69	21BN	20,6	78,3937719	0	0	0	0
15	88	21BN	20,6	74,5610171	0	0	0	0
16	86	21SIP	20,6	97,2407456	0	0	0	0
16	65	21SIM	20,6	70,9364326	0	0	0	0
14	74	21SIM	20,6	69,3843569	0	0	0	0
14	59	21SIM	20,6	80,5597889	0	0	0	0
16	71	21SIMP	20,6	79,9914507	0	0	0	0

Tabla 11. Tabla ejemplo manual de usuario.

Se diseñó la herramienta predictiva para predecir las edades 7(R7), 14(R14), 28(R28) y 56(R56), pero si se quiere una predicción más precisa se puede también rellenar algunos de los campos que se predicen como la edad 7 o la 14, en caso de tener esos datos.

El software tiene la siguiente interfaz:



Ilustración 50. Muestra interfaz manual de usuario.

En la parte superior izquierda se encuentran los botones de acciones:



Ilustración 51. Botones de acción manual de usuario.

El primer boton de izquierda a derecha sirve para realizar la importación de datos de un documento de extensión .xlsx:



El siguiente es para despues de importar los datos iniciales, se realiza el analisis de datos y dara los resultados de la predicción:



El boton del medio con la imagen de un disquet sirve para guardar con una carpeta en una ubicación del deseo del usuario un archivo .xls con los resultados del analisis y predicción:



El penúltimo botón sirve para que con la información nueva si es fiable se pueda reentrenar con el resultado final la herramienta predictiva:



El ultimo botón sirve para borrar el modelo predictivo actual y a partir del nuevo resultado reentrenar un nuevo modelo predictivo.



La tabla que se encuentra de bajo de los botones de acción es una tabla que describe el RMSE que se refiere al Error cuadrático medio, el cual habla del error entre el valor esperado y el valor predicho:

	R3	R7	R14	R28	R56
RMSE	0	14.2754	4.2426	4.1988	0.5260

Tabla 12. Valores RMSE actual de la herramienta.

Luego el recuadro de la izquierda muestra la tabla importada y el recuadro de la derecha muestra el resultado de la herramienta predictiva:

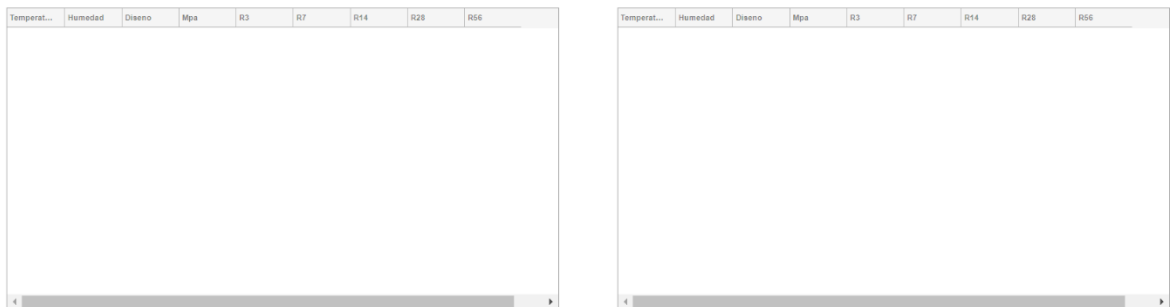


Ilustración 52. Vista tablas herramienta vacía.

Orden de ejecución:

1. Se debe importar un archivo .xlsx de la forma informada anteriormente con el botón:



2. Después de importar la tabla, la herramienta predictiva mostrará lo siguiente:



Resistencias Cil

Archivo: prueba1.xlsx

	R3	R7	R14	R28	R56
RMSE	0	14.2754	4.2426	4.1988	0.5260

	Temperat...	Humedad	Diseño	Mpa	R3	R7	R14	R28	R56
1	13	58	21BN	20.6000	82.1446	0	0	0	
2	14	83	21BN	20.6000	81.8608	0	0	0	
3	18	69	21BN	20.6000	78.3938	0	0	0	
4	15	88	21BN	20.6000	74.5610	0	0	0	
5	16	86	21SIP	20.6000	97.2407	0	0	0	
6	16	65	21SIM	20.6000	70.9364	0	0	0	
7	14	74	21SIM	20.6000	69.3844	0	0	0	
8	14	59	21SIM	20.6000	80.5598	0	0	0	
9	16	71	21SIMP	20.6000	79.9915	0	0	0	
10	13	59	21SIM	20.6000	73.3685	0	0	0	
11	18	71	21SIMP	20.6000	66.4340	0	0	0	
12	17	76	21SIMP	20.6000	59.1172	0	0	0	
13	16	61	21SIMP	20.6000	80.2945	0	0	0	
14	14	64	21SIMP	20.6000	75.4257	0	0	0	

Ilustración 53. Vista tablas herramienta con datos de prueba.

Se debe oprimir el segundo botón.



Para generar el resultado basado en el modelo entrenado, sobre los datos importados, Después de generar datos, el software informará de datos que se deben evaluar.

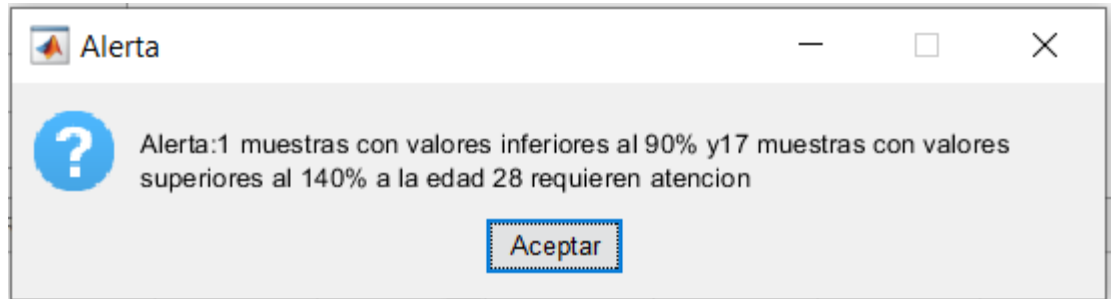


Ilustración 54. Alerta de anomalías de la herramienta en el proceso de predicción.

Por ultimo se genera a la derecha una tabla con los resultados de la predicción:

	Temperat...	Humedad	Diseño	Mpa	R3	R7	R14	R28	R56
1	13	58	21BN	20.6000	82.1446	0	0	0	
2	14	83	21BN	20.6000	81.8608	0	0	0	
3	18	69	21BN	20.6000	78.3938	0	0	0	
4	15	88	21BN	20.6000	74.5610	0	0	0	
5	16	86	21SIP	20.6000	97.2407	0	0	0	
6	16	65	21SIM	20.6000	70.9364	0	0	0	
7	14	74	21SIM	20.6000	69.3844	0	0	0	
8	14	59	21SIM	20.6000	80.5598	0	0	0	
9	16	71	21SIMP	20.6000	79.9915	0	0	0	
10	13	59	21SIM	20.6000	73.3685	0	0	0	
11	18	71	21SIMP	20.6000	66.4340	0	0	0	
12	17	76	21SIMP	20.6000	59.1172	0	0	0	
13	16	61	21SIMP	20.6000	80.2945	0	0	0	

	Temperat...	Humedad	Diseño	Mpa	R3	R7	R14	R28	R56
1	13	58	21BN	20.6000	82.1446	111.2882	129.1966	144.8333	167.631
2	14	83	21BN	20.6000	81.8608	106.6335	125.7375	146.8917	163.78
3	18	69	21BN	20.6000	78.3938	100.7117	121.0451	149.0974	158.51
4	15	88	21BN	20.6000	74.5610	88.1619	112.5332	127.7803	139.53
5	16	86	21SIP	20.6000	97.2407	131.8402	136.4269		0
6	16	65	21SIM	20.6000	70.9364	85.1978	106.0851	142.9292	
7	14	74	21SIM	20.6000	69.3844	84.3145	103.2034	125.2895	137.19
8	14	59	21SIM	20.6000	80.5598	106.2195	126.5286	144.1539	162.22
9	16	71	21SIMP	20.6000	79.9915	104.4236	123.8200	149.3514	162.30
10	13	59	21SIM	20.6000	73.3685	91.3134	109.6225	147.7935	150.71
11	18	71	21SIMP	20.6000	66.4340	80.1895	99.7917	128.9045	134.33
12	17	76	21SIMP	20.6000	59.1172	72.1793	88.7591	106.1066	121.99
13	16	61	21SIMP	20.6000	80.2945	104.0290	125.8341	141.6931	158.71

Ilustración 55. Vista tablas herramienta después del proceso de predicción.

3. Con el tercer botón se puede guardar los resultados de la tabla en la derecha en un archivo .xlsx:



El cual genera una carpeta con el nombre <<prueba1>> y un documento con el nombre <<tabla.xlsx>>

4. El cuarto botón:



Cumple la función de reentrenar el modelo, y por edad la herramienta preguntara si se quiere reentrenar los modelos:

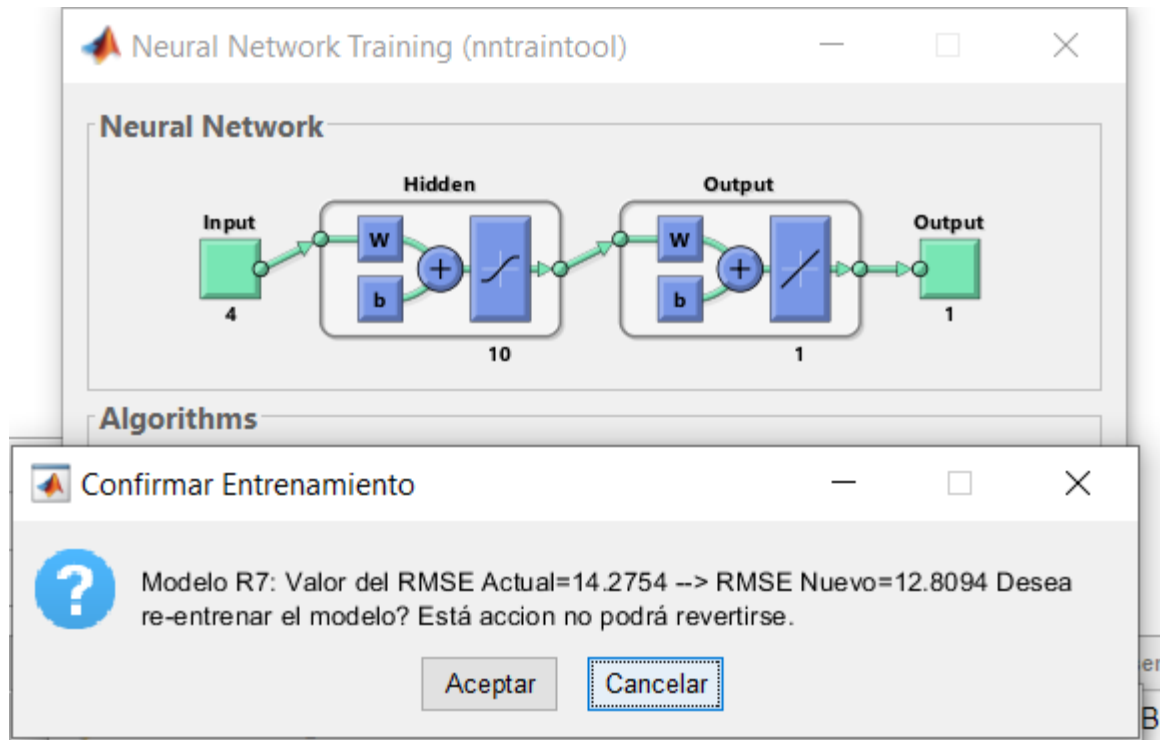


Ilustración 56. Confirmación de reentrenamiento.

Avisando cual será el nuevo RMSE para determinar si es conveniente o no reentrenar el modelo, y mostrando un diagrama de la red neuronal de cada edad:

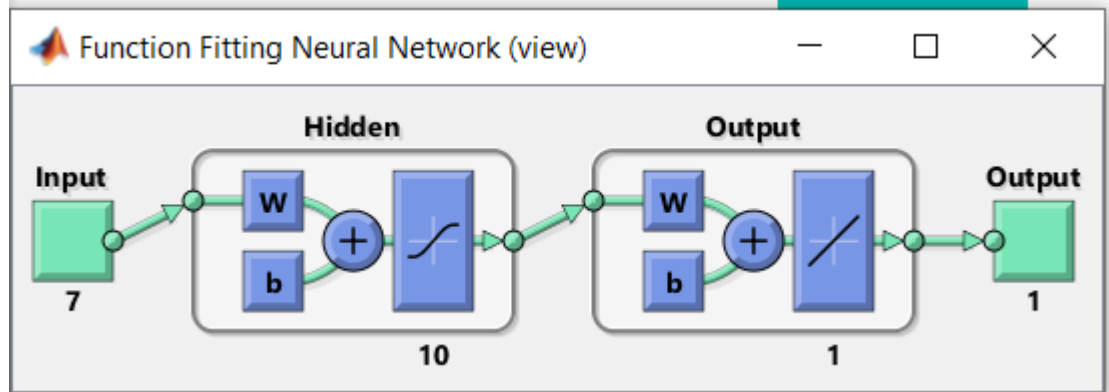


Ilustración 57. Diagrama de red reentrenada.