

UNIVERSIDAD PERUANA LOS ANDES

FACULTAD DE INGENIERÍA

ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA CIVIL



TESIS:

**“APLICACIÓN DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL
EN EL CÁLCULO DEL DISEÑO DE MEZCLA DEL
CONCRETO DE LAS INFRAESTRUCTURAS DE LA
PROVINCIA DE HUANCAYO AÑO 2020”**

**PARA OPTAR EL TÍTULO PROFESIONAL DE INGENIERO
CIVIL**

AUTORES: BACH. ANGIE VALERY JAVIER ARIAS

BACH. WILLIAN BRYAN VENTURA MANTARI

ASESOR: ING. CARLOS GERARDO FLORES ESPINOZA

**LÍNEA DE INVESTIGACIÓN: NUEVAS TECNOLOGÍAS Y
PROCESOS**

HUANCAYO, PERÚ

2023

HOJA DE CONFORMIDAD DEL JURADO

Dr. RUBEN DARIO TAPIA SILGUERA
PRESIDENTE

ING. LIDIA BENIGNA LARRAZABAL SANCHEZ
JURADO

ING. NATALY LUCÍA CÓRDOVA ZORRILLA
JURADO

ING. ALCIDES LUIS FABIÁN BRAÑEZ
JURADO

ING. LEONEL UNTIVEROS PEÑALOZA
SECRETARIO DOCENTE

DEDICATORIA

A Dios por darme la vida, a mi hermosa familia, mis padres Alejandro y Laly, mi hermana Jessica, y mi amor William, quienes son mi apoyo incondicional, mi fortaleza, y motivación para cumplir cada una de mis metas.

A mis abuelitos, mis ángeles que guían mi camino, hoy, mañana y siempre.

Bach. Angie Valery Javier Arias.

A mis padres, Zenaida Mantari Lazo y Pablo Ventura Castillo, mis hermanos Luis y Álvaro,

Y mi amor Angie, quienes siempre me motivaron a ser mejor y me brindaron su apoyo incondicional con sus sabios consejos para cumplir mis objetivos.

Bach. William Bryan Ventura Mantari

AGRADECIMIENTO

Gracias a Dios por nuestras vidas, por permitirnos disfrutar nuestras etapas educativas.

A nuestra Universidad Peruana los Andes, la Facultad de Ingeniería, a la Escuela Académico Profesional Ingeniería Civil por ser parte de nuestra formación profesional, junto a nuestros catedráticos quienes nos brindaron sus conocimientos, experiencias para ser buenos profesionales.

A los ingenieros Joseph Rumiche Ormeño, Paul Mora Bonilla y Anthony Mora Bonilla, por sus conocimientos, experiencia, exigencia, asesoramiento para poder realizar nuestra investigación y disipar las dudas que surgieron en el camino.

Finalmente, a nuestros familiares y amigos quienes nos dieron palabras de aliento para culminar este trabajo de investigación.

Nuestro agradecimiento sincero a cada uno de ustedes.

Bach. Angie Valery Javier Arias.

Bach. William Bryan Ventura Mantari



UNIVERSIDAD PERUANA LOS ANDES
FACULTAD DE INGENIERÍA
DIRECCIÓN DE LA UNIDAD DE INVESTIGACIÓN



“Año del Fortalecimiento de la Soberanía Nacional”

EL DIRECTOR DE LA UNIDAD DE INVESTIGACIÓN DE LA FACULTAD DE INGENIERÍA
DEJA:

CONSTANCIA N° 0180

Que, el (la) bachiller: **WILLIAM BRYAN, VENTURA MANTARI**, de la Escuela Profesional de **INGENIERÍA CIVIL**, presentó la tesis denominada: **“APLICACIÓN DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN EL CÁLCULO DEL DISEÑO DE MEZCLA DEL CONCRETO DE LAS INFRAESTRUCTURAS DE LA PROVINCIA DE HUANCAYO AÑO 2020”**, la misma que cuenta con **128 Páginas**, ha sido ingresada por el **SOFTWARE – TURNITIN FEEDBACK STUDIO** obteniendo el 26% de similitud.

Se expide la presente constancia para los fines pertinentes.

Huancayo 06 de junio del 2022



Dr. Santiago Zevallos Salinas
Director de la Unidad de Investigación



UNIVERSIDAD PERUANA LOS ANDES
FACULTAD DE INGENIERÍA
DIRECCIÓN DE LA UNIDAD DE INVESTIGACIÓN



“Año del Fortalecimiento de la Soberanía Nacional”

EL DIRECTOR DE LA UNIDAD DE INVESTIGACIÓN DE LA FACULTAD DE INGENIERÍA
DEJA:

CONSTANCIA N° 0178

Que, el (la) bachiller: **ANGIE VALERY, JAVIER ARIAS**, de la Escuela Profesional de **INGENIERÍA CIVIL**, presentó la tesis denominada **“APLICACIÓN DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN EL CÁLCULO DEL DISEÑO DE MEZCLA DEL CONCRETO DE LAS INFRAESTRUCTURAS DE LA PROVINCIA DE HUANCAYO AÑO 2020”**, la misma que cuenta con **128 Páginas**, ha sido ingresada por el **SOFTWARE – TURNITIN FEEDBACK STUDIO** obteniendo el **26%** de similitud.

Se expide la presente constancia para los fines pertinentes.

Huancayo 06 de junio del 2022



Dr. Santiago Zevallos Salinas
Director de la Unidad de Investigación

CONTENIDO

<i>HOJA DE CONFORMIDAD DEL JURADO</i>	<i>ii</i>
<i>DEDICATORIA</i>	<i>iii</i>
<i>AGRADECIMIENTO</i>	<i>iv</i>
<i>CONTENIDO</i>	<i>v</i>
<i>CONTENIDO DE TABLAS</i>	<i>ix</i>
<i>CONTENIDO DE FIGURAS</i>	<i>x</i>
<i>RESUMEN</i>	<i>xii</i>
<i>ABSTRACT</i>	<i>xiii</i>
<i>INTRODUCCIÓN</i>	<i>1</i>
<i>CAPITULO I: PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA</i>	<i>3</i>
1.1.- Descripción de la realidad problemática	<i>3</i>
1.2.- Delimitación del problema	<i>4</i>
1.2.1.- Delimitación espacial	<i>4</i>
1.2.2.- Delimitación temporal.....	<i>5</i>
1.2.3.- Delimitación conceptual.....	<i>5</i>
1.2.4.- Limitaciones	<i>5</i>
1.3.- Formulación del problema	<i>5</i>
1.3.1.- Problema general.....	<i>5</i>
1.3.2.- Problemas específicos	<i>6</i>
1.4. Justificación	<i>6</i>
1.4.1. Justificación Social	<i>6</i>
1.4.2. Justificación Teórica.....	<i>6</i>
1.4.3. Justificación Metodológica.....	<i>7</i>
1.5.- Objetivos	<i>7</i>
1.5.1.- Objetivo general	<i>7</i>
1.5.2.- Objetivos específicos.....	<i>7</i>
<i>CAPITULO II: MARCO TEÓRICO</i>	<i>8</i>

2.1.- Antecedentes (Naciones e Internaciones)	8
2.1.1.- Antecedentes internacionales	8
2.1.2.- Antecedentes nacionales	11
2.2.- Bases teóricas o Científicas	15
2.3.- Marco conceptual.....	16
2.3.1.- Inteligencia Artificial	16
2.3.1.1.- Red neuronal	17
2.3.1.2.- Capa de entrada	20
2.3.1.3.- Capas ocultas.....	21
2.3.1.4.- Capa de Salida.....	22
2.2.1.5.- Interacción entre capas o función de activación.....	23
2.3.1.6.- Proceso de Aprendizaje desde la capa de entrada a capa de salida	25
2.2.1.7.- Entrenamiento hacia atrás	27
2.2.1.8.- Redes neuronales.....	29
2.2.1.9.- Fase de modelación	31
2.2.1.10- Fase de prueba.....	32
2.3.2.- Diseño de mezclas para Concreto	32
2.3.2.1.- Propiedades del concreto.....	33
2.3.2.2.- Indicadores del concreto.....	35
2.3.2.3.- Materiales del concreto	36
<i>CAPITULO III: HIPÓTESIS.....</i>	39
3.1.- Hipótesis General.....	39
3.2.- Hipótesis Específicas	39
3.3.- Variables.....	40
3.3.1. Definición conceptual de las variables:	40
3.3.2. Definición operacional de las variables.....	41
3.3.3. Operacionalización de las Variables.....	42
<i>CAPITULO IV: METODOLOGIA</i>	43
4.1.- Método de investigación.....	43

4.2.- Tipo de investigación	43
4.3.- Nivel de investigación.....	43
4.4.- Diseño de la investigación	44
4.5.- Población y muestra.....	44
4.5.1.- Población.....	44
4.5.2.- Muestra.....	44
4.6.- Técnicas e instrumentos de recolección de datos	45
4.6.1.- Técnicas de recolección de datos	45
4.6.2.- Instrumentos de recolección de datos.....	45
4.7.- Técnicas de procesamiento y análisis de datos.....	45
4.8.- Aspectos éticos de la investigación	45
<i>CAPITULO V: RESULTADOS</i>	<i>47</i>
5.1.- Descripción del diseño tecnológico.....	47
5.1.1.- Proceso de Aprendizaje desde la capa de entrada a capa de salida.....	47
5.1.2.- Primer algoritmo o algoritmo de a/c	58
5.1.3.- Segundo algoritmo o algoritmo del cemento	59
5.1.4.- Tercer algoritmo o algoritmo del agregado fino	59
5.1.5.- Cuarto algoritmo o peso del agua.....	60
5.1.6.- Quinto algoritmo o peso del agregado grueso.....	60
5.2.- Descripción de Resultados	62
5.2.1. Descripción de resultado de entrenamiento con $a/c = 0.50$	62
5.2.2. Descripción de resultado de entrenamiento con $a/c = 0.55$	63
5.2.3. Descripción de resultado de entrenamiento con $a/c = 0.60$	64
5.2.4. Descripción de resultado de entrenamiento con $a/c = 0.65$	65
5.2.5. Descripción de resultado de entrenamiento con $a/c = 0.70$	66
5.2.6. Descripción de resultado de entrenamiento con $a/c = 0.75$	67
5.2.7. Descripción de resultado de entrenamiento con $a/c = 0.80$	68
5.3. Contrastación de Hipótesis.....	69
5.3.1.- Prueba y contratación de hipótesis general	69

5.3.2.- Prueba y contratación de hipótesis específica	70
<i>CAPITULO VI: ANÁLISIS Y DISCUSIÓN DE RESULTADOS</i>	81
<i>CONCLUSIONES</i>	82
<i>RECOMENDACIONES</i>	84
<i>REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS</i>	85
<i>ANEXOS</i>	89
Anexo 1: Matriz de consistencia	90
Anexo 2: Matriz de operacionalización de variables	91
Anexo 3: Matriz de operacionalización del instrumento	92
Anexo 4: El instrumento de investigación y constancia de su aplicación	93
Anexo 5: Confiabilidad y validez del Instrumento	94
Anexo 6: La data del Procesamiento de datos	100
Anexo 7: Consentimiento Informado	103
Anexo 8: Fotografía de la aplicación del Instrumento	104

CONTENIDO DE TABLAS

Tabla 1 Comprobación de la calidad de las interacciones de datos en la red neuronal artificial.	38
Tabla 2 Operacionalización de variables	42
Tabla 3 Validación de los algoritmos.....	58
Tabla 4 Coeficientes del algoritmo de la relación a/c.	5858
Tabla 5 Coeficientes del algoritmo del cemento.	59
Tabla 6 Coeficientes del algoritmo del agregado fino.....	59
Tabla 7 Grupo de unidad de entrenamiento con $a/c = 0.50$	62
Tabla 8 Grupo de unidad de entrenamiento con $a/c = 0.55$	63
Tabla 9 Grupo de unidad de entrenamiento con $a/c = 0.60$	64
Tabla 10 Componentes de la mezcla para un $a/c = 0.65$	65
Tabla 11 Componentes de la mezcla para un $a/c = 0.70$	66
Tabla 12 Componentes de la mezcla para un $a/c = 0.75$	67
Tabla 13 Componentes de la mezcla para un $a/c = 0.80$	68
Tabla 14 Estadística de regresión	71
Tabla 15 Estadística de regresión	73
Tabla 16 Estadística de regresión	75
Tabla 17 Estadística de regresión	77
Tabla 18 Estadística de regresión	79

CONTENIDO DE FIGURAS

Figura 1 Provincia de Huancayo	5
Figura 2 Esquema de una red neuronal artificial del tipo perceptrón.....	18
Figura 3 Tipos de redes neuronales artificiales	19
Figura 4 Esquemas de Capas de la Red Neuronal Artificial	20
Figura 5 Capa de entrada de la red neuronal artificial.....	21
Figura 6 Capa oculta de la red neuronal artificial	22
Figura 7 Interacciones de la red neuronal artificial	23
Figura 8 Funciones matemáticas capaces de ser la interacción entre capas.....	24
Figura 9 Esquema de interacción matemática de la RNA	26
Figura 10 Esquema de las interacciones entre las capas usando funciones matemáticas....	27
Figura 11 Esquema de cálculo de la gradiente descendiente.....	29
Figura 12 Esquema de las interacciones entre las capas usando funciones matemáticas....	31
Figura 13 Asentamiento del concreto.....	35
Figura 14 Diagrama de los flujos de la Red Neuronal Artificial.....	36
Figura 15 Hechos que se investigan	44
Figura 16 Interacción entre capa de entrada y las capas ocultas (a/c, cemento, f'c).	48
Figura 17 Interacción entre capa de entrada y las capas ocultas (a/c, f'c, slump).....	49
Figura 18 Interacción entre capa de entrada y las capas ocultas (f'c, a/c, cemento).	50
Figura 19 Interacción entre capa de entrada y las capas ocultas (f'c, a/c, slump).....	51
Figura 20 interacción entre capa de entrada y las capas ocultas (f'c, a/c, agregados).	52
Figura 21 Interacción entre capa de entrada y las capas ocultas (f'c, a/c, agregados).	53
Figura 22 Interacción entre capa de entrada y las capas ocultas (f'c, a/c, agua).	54
Figura 23 Interacción entre capa de entrada y las capas ocultas (slump, a/c, cemento).....	55
Figura 24 Interacción entre capa de entrada y las capas ocultas (slump, a/c, agua).....	56
Figura 25 Interacción entre capa de entrada y las capas ocultas (slump, a/c, agregados)..	57
Figura 26 Algoritmo de diseño de mezcla de concreto	61
Figura 27 Componentes de la mezcla para un a/c = 0.50.....	62
Figura 28 Componentes de la mezcla para un a/c = 0.55	63
Figura 29 Componentes de la mezcla para un a/c = 0.60.....	64
Figura 30 Componentes de la mezcla para un a/c = 0.65	65
Figura 31 Componentes de la mezcla para un a/c = 0.70.....	66
Figura 32 Componentes de la mezcla para un a/c = 0.75	67

Figura 33 Componentes de la mezcla para un $a/c = 0.80$	68
Figura 34 Validez de instrumentos de investigación – Ingeniero 01	95
Figura 35 Validez de instrumentos de investigación – Ingeniero 02	97
Figura 36 Validez de instrumentos de investigación – Ingeniero 03	99
Figura 37 Tabla de resultados de ensayo de rotura de probetas de Concreto - CISACPERU Laboratorio de Mecánica de Suelos, Asfalto y Concreto	100
Figura 38 Tabla de resultados de ensayo de rotura de probetas de Concreto - CISACPERU Laboratorio de Mecánica de Suelos, Asfalto y Concreto	101
Figura 39 Tabla de resultados de ensayo de rotura de probetas de Concreto - CISACPERU Laboratorio de Mecánica de Suelos, Asfalto y Concreto	102
Figura 40 Tabla de datos de - CISACPERU Laboratorio de Mecánica de Suelos, Asfalto y Concreto.....	103
Figura 41 Tesistas en el Laboratorio de Concreto verificando el ensayo de rotura de probetas de concreto cilíndricas con el equipo de prensa hidráulica	104
Figura 42 Ensayo de rotura de probetas de concreto cilíndricas con el equipo de prensa hidráulica	104

RESUMEN

Para la investigación el problema general fue ¿De qué manera la aplicación de la inteligencia artificial influye en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020?, el objetivo general fue aplicar la inteligencia artificial en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020 y la hipótesis general que se contrastó fue: la aplicación de inteligencia artificial influye significativamente en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de la provincia de Huancayo año 2020.

El enfoque de la investigación es cuantitativo, el tipo de investigación aplicada, de nivel explicativo y diseño no experimental. La población y muestra estuvo conformada por 49 diseños de mezclas de concreto, ambas son iguales por ser un estudio censal.

Concluida la investigación, se puede afirmar que el algoritmo de la red neuronal artificial puede predecir la dosificación de los materiales del diseño mezclas de concreto.

Palabras clave: Inteligencia artificial, cálculo de diseño de mezcla e interacción.

ABSTRACT

For the research, the general problem was: How does the application of artificial intelligence influence the calculation of the concrete mix design of the infrastructures of the province of Huancayo in 2020? The general objective was to apply artificial intelligence in the calculation. of the concrete mix design of the Huancayo province infrastructures year 2020 and the general hypothesis that was contrasted was: the application of artificial intelligence significantly influences the calculation of the concrete mix design of the Huancayo province year 2020.

The research approach is quantitative, the type of applied research, explanatory level and non-experimental design. The population and sample consisted of 49 concrete mix designs, both are the same because they are a census study.

After the investigation, it can be stated that the artificial neural network algorithm can predict the dosage of the materials of the concrete mix design.

Keywords: Artificial intelligence, mix and interaction design calculation.

INTRODUCCIÓN

El presente trabajo de tesis tiene como objetivo general aplicar la inteligencia artificial en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020, el cual permitirá definir y programar un proceso de aprendizaje automático o mecanismo de aprendizaje mediante la creación de algoritmos que analicen información para el cálculo del diseño de mezclas del concreto en infraestructuras de Huancayo. La Inteligencia Artificial (IA) es la base para imitar los procesos inteligentes humanos mediante la creación y aplicación de algoritmos creados en un entorno informático dinámico, permitiendo de esta manera crear un sistema que pueda aprender y razonar como los humanos, aprender de la experiencia y descubrir cómo resolver problemas en determinadas condiciones, comparar información y realizar tareas lógicas.

La importancia de estudiar este tema es su aplicabilidad en problemas de optimización referidos a diseños de mezclas, especialmente en dos aspectos: el primero en determinar una dosificación que cumpla con las propiedades adecuadas para ser utilizadas en obras de construcción y el segundo relacionado con la optimización de un componente en particular en una mezcla.

La presente investigación está dividida en seis capítulos. En el Capítulo I, se desarrolla el planteamiento del problema, descripción de la realidad problemática, delimitación del problema, formulación del problema, justificación y objetivos de la investigación.

En el Capítulo II, se desarrolla el marco teórico, los antecedentes, bases teóricas o científicas y marco conceptual.

En el capítulo III, se desarrolla la Hipótesis, Hipótesis general, Hipótesis específicas y variables.

En el capítulo IV, se desarrolla la metodología, método de investigación, tipo de investigación, nivel de investigación, diseño de investigación, población y muestra de investigación, técnicas e instrumentos de recolección de datos, técnicas de procesamiento y análisis de datos y aspectos éticos de la investigación.

En el capítulo V, se desarrolla los resultados, descripción del diseño tecnológico, descripción de los resultados y contrastación de hipótesis.

En el capítulo VI, se desarrolla el análisis y discusión de resultados. Por último, conclusiones, recomendaciones, referencias bibliográficas y anexos.

Los autores

CAPÍTULO I:

PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

1.1.- Descripción de la realidad problemática

Escolano et. al. (2003) describe la inteligencia artificial como “la potencia intelectual, que permite conocer, entender o comprender de una manera artificial las realidades en un determinado contexto”.

Mundialmente se han priorizado las investigaciones hechas sobre inteligencia artificial, al nivel en que se ha dispuesto muchas aplicaciones de ésta en varios aspectos cotidianos de los trabajos en general, por ejemplo, no es una novedad que hoy la inteligencia artificial es el eje del desarrollo de las telecomunicaciones, el desarrollo de la inteligencia artificial ha sido tan vertiginosa que hoy comprende una especialidad con múltiples ramas científicas. En nuestro país ya hay ejemplos exitosos de actividades que han sido mejoradas con inteligencia artificial, sobre todo en labores que implican la atención al público como los famosos chatbots. Una de las ramas más usadas de la inteligencia artificial es el machine learning y dentro de esta se encuentran las redes Neuronales artificiales, si bien es cierto esta ciencia está muy relacionada a software, la base o el corazón de las redes neuronales artificiales son las funciones matemáticas complejas que naturalmente es muy dificultoso que el hombre pueda resolverlas manualmente, por eso es casi natural que la resolución de estas funciones complejas sean con la ayuda de algún software desde muy básico, como el Microsoft Excel, hasta más complejo como Matlab, Python, etc. Entonces podemos afirmar hoy que el progreso de la inteligencia artificial ha sorteado exitosamente grandes retos en

el desarrollo de soluciones a problemas cotidianos de la sociedad, y que puede ser una herramienta importante en el desarrollo de nuevas aplicaciones; por otro lado la investigación tiene como objetivo resolver las múltiples controversias acerca del diseño de mezcla de concreto que siendo considerado como un material fundamental para la infraestructura mundial (por el Ing. Martín Ceballos, Holcim México, 2016), aún se hace empíricamente en un gran porcentaje; los procesos solicitados por los reglamentos de construcción, a nivel mundial, para hacer concreto son largos, engorrosos y costosos, susceptibles de introducir variables, sin embargo a pesar de esto cuando se trata de desarrollar un proyecto de infraestructura importante, se hace cumplimiento de los reglamentos de construcción. Ahora la introducción de la inteligencia artificial a través de las redes neuronales artificiales en el diseño de mezcla de concreto puede mejorar, agilizar, los resultados del diseño de mezclas de concreto; de hecho la red neuronal artificial es la rama de la inteligencia artificial más adecuada para lograr desarrollar un diseño de mezcla de concreto; si debemos sintetizar o explicar en pocas palabras el proceso de aprendizaje de una red neuronal artificial (RNA) sin tocar conceptos abstractos intrínsecos del aprendizaje, debemos hablar mucho del proceso de estudiar el error, es aquí donde nace todo proceso de aprendizaje, en estudiar el resultado de una acción, la misma acción que conlleva a un acierto o un error, muchas veces se debe pasar por varios errores para tener un acierto, a este proceso de analizar resultados erróneos se llama el proceso de aprendizaje. Por otro lado, los documentos que nuestro país está relacionado con respecto al Diseño de Mezclas de Concreto son el Reglamento Nacional de Edificaciones (RNE) y Código del Instituto Americano de Concreto ACI 211, a estos documentos nos remitimos cada vez que se necesitó una característica que ayudó en la formación de la Red Neuronal Artificial.

1.2.- Delimitación del problema

1.2.1.- Delimitación espacial

La investigación se realizó en la Provincia de Huancayo.



Figura 1. Provincia de Huancayo

Fuente: Sites.google

1.2.2.- Delimitación temporal

El periodo de análisis de la problemática que genera la investigación se basa en datos del 2020.

1.2.3.- Delimitación conceptual

La investigación comprende dos variables: inteligencia artificial y cálculo de diseño de mezclas del concreto.

1.2.4.- Limitaciones

Las limitaciones encontradas en la investigación fueron:

- En lo económico, debido a que los tesis cubrieron el costo total para la realización de la investigación, siendo este costosa, por el tipo de asesoramiento e información especializada que se necesita para su realización.
- Se tuvo dificultades en la búsqueda de información, debido a que es un tema actual de investigación es poco aplicado en tesis de ingeniería civil.

1.3.- Formulación del problema

1.3.1.- Problema general

¿De qué manera la aplicación de la inteligencia artificial influye en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020?

1.3.2.- Problemas específicos

- ¿De qué manera la aplicación de la capa de entrada de la red neuronal artificial influye en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020?
- ¿De qué manera la aplicación de la capa oculta de la red neuronal artificial influye en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020?
- ¿De qué manera la aplicación de la capa de salida de la red neuronal artificial influye en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020?
- ¿De qué manera la aplicación de la interacción entre capas de la red neuronal artificial influye en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020?
- ¿De qué manera la aplicación del proceso de aprendizaje de la red neuronal artificial influye en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020?

1.4. Justificación

1.4.1. Justificación Social

La inteligencia artificial proporciona un método bastante preciso para analizar y evaluar información bajo un sistema multicapa que permite la sintonización del proceso de aprendizaje artificial mediante la creación de algoritmos que permitan calcular el diseño de mezclas de concreto para una óptima selección de elementos para el concreto, determinando cantidades y requerimientos específicos enfocados a manejabilidad, resistencia y dureza.

1.4.2. Justificación Teórica

La investigación se realiza con el propósito de aportar nuevos conocimientos respecto a los estudios de la inteligencia artificial aplicado al cálculo de diseño de mezclas de concreto, donde se confirma la validez del marco teórico relacionado con las variables de estudio; permitiendo contribuir al desarrollo del conocimiento mediante la contrastación de diferentes conceptos que permitan aportar a la solución del problema.

1.4.3. Justificación Metodológica

Esta investigación utiliza técnicas y herramientas de recolección de datos, como formularios de evaluación que contienen datos reales y precisos, estos se basan en el análisis y confiabilidad de la información, la cual permite establecer la confiabilidad de los instrumentos evaluando los diseños de mezcla de concreto para poder detectar algún error que pueda tener, de esta manera se aporta nuevos datos e instrumentos para futuras investigaciones respecto a este tema en estudio.

1.5.- Objetivos

1.5.1.- Objetivo general

Aplicar la inteligencia artificial en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020.

1.5.2.- Objetivos específicos

- Aplicar la capa de entrada de la red neuronal artificial en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020.
- Aplicar la capa oculta de la red neuronal artificial en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020.
- Aplicar la capa de salida de la red neuronal artificial en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020.
- Aplicar la interacción entre capas de la red neuronal artificial en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020.
- Aplicar el proceso de aprendizaje de la red neuronal artificial en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020.

CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO

2.1.- Antecedentes (Naciones e Internaciones)

2.1.1.- Antecedentes internacionales

- (Miranda) en su tesis titulado “Modelación de pavimentos de concreto hidráulico para la obtención de la respuesta estructural del mismo”, realizado en la Facultad de Ingeniería y Arquitectura Escuela de Ingeniería Civil de la Universidad de El Salvador. La presente investigación busca determinar la respuesta estructural de losas de pavimento empleando modelación no tradicional basada en la Teoría de Elementos Finitos. Su investigación fue aplicada. Llego al siguiente resultado: Para hacer una comparación suficiente entre la deflexión obtenida en el tramo y la deflexión como respuesta del modelado EverFE, es necesario dividir la carretera en partes con parámetros geomecánicos uniformes; se utiliza el método de diferencia acumulativa propuesto por AASHTO 93. Esta herramienta de visualización permite segmentar los proyectos viales en función de la respuesta de la superficie de la carretera. Así mismo concluyo: Los resultados obtenidos en el análisis de la estructura del pavimento en el apartado de investigación permiten comprender la situación actual, pues el resultado del cálculo de mejor esfuerzo utilizando EverFE no supera el 50% del módulo de ruptura del hormigón, por lo que se puede concluir que la carretera la condición es aceptable. Sin embargo, cabe señalar que la carga de trabajo calculada por ApRigid bajo el método de regresión lineal múltiple supera el 50% de la RM. El cambio de ApRigid se puede atribuir al diseño del software, teniendo en cuenta las características del país donde se ubica. .Crear y determinar el eje único y el eje en serie Las cargas son 58 KN y 162 KN respectivamente.

- (Borrero, y otros, 2018) en su tesis titulado “Transferencia del conocimiento de las prácticas exitosas de IDEAXION entre las Plantas de Producción de Cemento y Concreto de Argos, ubicadas en CCA y Colombia”, realizado en la Escuela de Administración, organización y gerencia Maestría en Gerencia de la Innovación y el Conocimiento Medellín, Antioquia Universidad Eafit. El presente trabajo tiene por objeto proponer una metodología que sea adecuada para transferir el conocimiento de las prácticas exitosas de Ideaxion a las plantas de producción de cemento de Argos ubicadas en el Caribe. Su investigación es aplicada. Llego a los siguientes resultados: En base a la inteligencia artificial se pudo diseñar una metodología de transferencia la cual comprende las siguientes etapas: Comprender diferentes posturas teóricas, conceptuales y metodológicas de la transferencia de conocimiento. Identificar métodos, metodologías, técnicas, herramientas y prácticas que tienen como objetivo transferir conocimiento en Argos. Analizar métodos, metodologías, técnicas, herramientas y prácticas de transferencia de conocimiento utilizadas en Ideaxion durante los últimos cinco años. Definir un conjunto de métodos, prácticas, estilos, recursos y conocimientos que permitan desarrollar de una manera efectiva y eficiente actividades para transferencia de conocimiento entre plantas de cemento y concreto de Argos ubicadas en CCA y Colombia. Así mismo concluyo: Tras analizar todos los materiales teóricos de referencia considerados relevantes, y mediante la inteligencia artificial encontramos distintas posiciones sobre conocimiento y transferencia de conocimiento, pero no muchas posiciones sobre metodología de transferencia de conocimiento. Esto motiva a estudiar los métodos de gestión del conocimiento, así como otros campos como el software, por eso es necesario elegir aquellos que mejor reflejen la realidad de Argos y ajustar los recursos con los que se cuenta, para que el método propuesto pueda ser utilizado para obtener el mejor resultado de transferencia de conocimiento.

- (Padrón) en su tesis titulado “Inteligencia Artificial en la Operación de Redes Eléctricas Aplicación a sistemas aislados”, realizado en el Instituto Universitario Siani de la Universidad de Las Palmas de Gran Canaria. Su objetivo fue proponer un cambio en la operación de redes eléctricas y desarrollar las herramientas necesarias en base a técnicas de inteligencia artificial. Su investigación fue aplicada. Llego al siguiente resultado: Para resolver el problema de programar las variables de control de las redes eléctricas, se precisa disponer de una solución

adaptativa que sea capaz de resolver la gran cantidad de restricciones del problema. Tras un análisis de las opciones actuales se decidió abordar una solución mixta derivada de la teoría de descomposición de Benders. En el análisis de las fases de la programación de la red se encontraron cuatro etapas principales: Predicción de la demanda Despacho económico - Evaluación y corrección - Toma de decisiones. Así mismo concluyó: La arquitectura de la solución debe ser abierta. La relación entre elementos debe ser lo suficientemente genérica para que, cumpliendo además con la condición anterior, las distintas sub partes puedan desarrollarse y operarse sin necesidad de disponer cada una de ellas de un conocimiento global del todo. Escalable: Cumpliéndose los dos requisitos anteriores, la solución debe ser lo suficientemente general para que permita adaptarse a distintos tamaños de redes. Autónoma: La solución final debe tener un alto grado de autonomía y capacidad de decisión para tomar las decisiones adecuadas según las circunstancias. Robusta: Debe ser capaz de cumplir el primer objetivo en cualquier circunstancia, garantizar el suministro eléctrico.

- (Gonzales, 2016) en su tesis titulado “Red neuronal artificial para estimar la resistencia a compresión en concretos fibro-reforzados con polipropileno” realizado en la Facultad de Ingeniería Civil de la Universidad de Manizales. La presente investigación busca aplicar las redes neuronales artificiales para predecir la resistencia a compresión en concretos reforzados con fibras de polipropileno. Su investigación fue aplicada. Llego al siguiente resultado: La consideración de variables de entrada consistentes en la diferenciación del tipo de cemento, de la procedencia del agregado (triturado, canto rodado) del perfil litológico del agregado grueso, del tipo de agente reductor de agua (plastificante, superplastificante) y el tipo de fibra plástica, adicionales a las dosificaciones de sus componentes (incluyendo adicionales minerales) hacen de la RNA una herramienta de predicción universal de la resistencia a la compresión del concreto reforzado con fibra de polipropileno. Así mismo llegó a la siguiente conclusión: La posibilidad del acercamiento con redes neuronales artificiales fue explorada para predecir la resistencia a compresión en concretos reforzados con fibras de polipropileno siendo las más efectivas las redes neuronales feedforward. en términos generales las redes tienen un buen comportamiento para realizar dicha estimación, siendo significativa una amplia consideración de las características de las variables de entrada.

- (Aplicación de la Inteligencia Artificial a la Predicción de la Capacidad Resistente Última de las Conexiones en Estructuras Compuestas Acero-Hormigón, 2009) en su investigación titulado “Aplicación de la Inteligencia Artificial a la Predicción de la Capacidad Resistente Última de las Conexiones en Estructuras Compuestas Acero-Hormigón”, presentado en la revista de la Construcción. En la investigación busca abordar las conexiones en estructuras compuestas acero-hormigón y se describen diferentes variantes del ensayo de conectores “push out” cuando se utilizan conectores del tipo perno con cabeza en vigas compuestas con lámina plegada orientada perpendicularmente al eje de las vigas de acero. Llego al siguiente resultado: Se observa que la media de la relación Q_{exp}/Q_m para el método propuesto (IA) se aproxima de manera certera a la unidad, en tanto los valores mínimo y máximo se separan moderadamente de 1, siendo mucho mayor que el mínimo que alcanza AISC (con tendencia a sobrestimar) y mucho menor que el máximo que alcanza EC-4 (con tendencia a ofrecer resultados conservadores), respectivamente. Así mismo llego a la conclusión: La solución al problema se logró mediante la implementación de la inteligencia artificial que trabaje en función al método k-NN como aproximador de funciones conjuntamente con la meta heurística PSO y una función objetivo que permiten obtener el conjunto de pesos a utilizar por la función de similaridad del método k-NN. La función objetivo propuesta se basa en lograr la mayor similaridad posible entre la semejanza entre objetos según los rasgos predictores y la que se obtiene a partir del rasgo objetivo, en este caso la predicción antes mencionada. Este enfoque libera al investigador del área de ingeniería civil de la definición de los pesos por otros criterios cualitativos o cuantitativos menos fundamentados. Lo anterior adquiere más relevancia si se toma en cuenta que los mejores resultados fueron alcanzados cuando se asignan los pesos a los atributos con ese algoritmo y el número de vecinos cercanos k es igual a 1.

2.1.2.- Antecedentes nacionales

- (Villegas) en su tesis titulado “Aplicación de redes neuronales para la predicción de la resistencia a la compresión del concreto según el ensayo de esclerometría”, realizado en la Facultad de Ingeniería de la Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas. En la investigación busca una correlación entre los ensayos de dureza superficial (esclerometría) y resistencia a la compresión (rotura de probetas)

para validar el modelo matemático y generar la red neuronal que será el resultado final. Su investigación fue aplicada. Llego al siguiente resultado: De acuerdo al índice de correlación positiva, puede utilizarse el resultado del ensayo de esclerometría y los factores de influencia para predecir la resistencia a la compresión, bajo la red perceptrón multicapa creada para esta investigación. Mientras más grande sea el rango de resistencias a considerar, el índice de correlación será menor, tomando en cuenta las mil probetas ensayadas. La influencia de todos los factores estudiados, que afectan al ensayo de esclerometría es del 5.73% en promedio para las predicciones, variando desde 3% hasta 12% en los 30 ensayos realizados. Mientras más factores de influencia al ensayo de esclerometría se consideren, el resultado de la predicción será más real. La estimación de resultados de resistencia a la compresión, a través de la red neuronal propuesta, tiene un error aproximado del 5% respecto a la resistencia real. Es un valor bastante aceptable considerando que es menor al 15% requerido como máximo en la reglamentación nacional para la aceptación de la calidad del concreto. La estimación de resultados de resistencia a la compresión, a través de la red neuronal propuesta, tiene un nivel de confianza aproximado del 10%, siendo menor al 15% planteado como límite para la aceptación de la red. Mientras la red se alimente con más datos de ensayos, los valores de error y nivel de confianza se ajustarán. Así mismo llego a la conclusión: El índice de correlación entre los ensayos de esclerometría, considerando los factores que la afectan, y de resistencia a compresión) es 0.9176, el cual es un valor alto de correlación, lo que comprueba que ambos ensayos siguen una misma tendencia de desarrollo; es decir, que a medida que el valor del índice de rebote aumenta, la resistencia a la compresión también aumenta.

- (Gonzales) en su tesis titulado “Análisis de la resistencia del concreto mediante redes neuronales haciendo uso del agregado de la cantera Santa Rosa Huancavelica”, realizado en la Facultad de Ciencias de Ingeniería escuela Profesional de Ingeniería Civil Universidad Nacional de Huancavelica. La investigación busca hallar el resultado de la resistencia del concreto mediante el método de redes neuronales artificiales. La investigación fue aplicada. Llego al siguiente resultado: La resistencia del concreto mediante redes neuronales artificiales es óptimo. La presente investigación, tiene tres apartados: el primero trata sobre el análisis de las muestras de agregados, la determinación de sus características y

propiedades, el segundo la elaboración y ensayo de las probetas de concreto y por último el diseño de una red neuronal artificial que prediga la resistencia del concreto. Así mismo llegó a la conclusión: Después de la prueba de falla, se realizó el procesamiento de datos sobre la falla. Construye un modelo de red neuronal artificial con la siguiente estructura: 11 variables Los ingresos son: (cantidad de cemento, cantidad de agua, cantidad de agregado fino, Humedad del agregado fino, absorción de agua del agregado fino, porcentaje de agregado fino que pasa No. 4, cantidad de agregado grueso, humedad del agregado grueso, absorción de agua del agregado grueso, porcentaje de agregado grueso que pasa No. 4, tamaño máximo del agregado, Curado del concreto tiempo) y variables de salida (resistencia a la compresión axial del hormigón); se realizaron varias simulaciones para el entrenamiento Métodos y algoritmos que utilizan retropropagación (retropropagación) Levenberg Marquardt, tratando de encontrar el error cuadrático medio (MSE).

- (Díaz) en su tesis titulado “Uso de las redes neuronales artificiales en el modelado del ensayo de resistencia a compresión de concreto de construcción según la Norma ASTM C39/C 39m”, realizado en la Escuela Académico Profesional de Ingeniería Civil de la Universidad Nacional de Cajamarca. La investigación busca aportar un desarrollará una metodología para pronosticar la resistencia a la compresión de testigos de concreto, por medio de parámetros de fabricación fácilmente medibles; así mismo mostraremos detalladamente tanto el proceso de entrenamiento como el proceso de validación. Si investigación fue aplicada. Llego al siguiente resultado: La implementación consistió inicialmente en recopilar una base histórica de diseños de mezclas (propiedades físicas de los agregados y cantidades de materiales por m³), para resistencias a la compresión del concreto comprendidas entre 210kg/cm² y 300kg/cm², luego se aplicó el software MATLAB para la fase de aprendizaje y entrenamiento del mismo, proponiéndose cinco redes neuronales artificiales, que pronostiquen la resistencia a la compresión de cuatro diseños de mezclas (de f^c de 210kg/cm², 250kg/cm², 280kg/cm² y 300kg/cm²) a las edades de 7, 14 y 28 días, y en el proceso de contraste y validación, se encontró una tasa de error de hasta 3.29%. Así mismo concluyo: Se diseñó y se implementó el uso de Redes Neuronales Artificiales en el modelado de ensayo de resistencia a compresión de concreto de construcción según la norma ASTM C39/C 39M, pronosticando dicha

Resistencia utilizando el software MATLAB, demostrando la aplicabilidad de este modelo con un alto grado de confianza.

- (Boza, y otros) en su tesis titulado “Parámetros de resistencia al corte de suelos a partir de sus propiedades físicas, utilizando redes neuronales artificiales y equipo triaxial, UNH”, realizado en la Facultad de Ciencias de Ingeniería escuela Profesional de Ingeniería Civil Universidad Nacional de Huancavelica. La investigación busca determinar el desempeño del modelo de inteligencia artificial (Redes Neuronales Artificiales) para predecir los parámetros de resistencia al corte de suelos (ángulo de fricción interna y la cohesión), a partir de sus propiedades físicas (límites de Atterberg, granulometría, humedad, peso específico). La investigación fue aplicada. Llego al siguiente resultado: Investigación utilizando análisis y evaluación estadísticos de error promedio Segundo (MSE), dividido en: entrenamiento ($R = 0.93927$), verificación ($R = 0.99746$), Prueba ($R = 0.96465$), obtenga un modelo de red neuronal artificial ($R = 0.95507$); donde R es el coeficiente de determinación R al cuadrado, se puede ver que Predice eficazmente los parámetros de resistencia al corte del suelo El error es menor al 5% Se propone como una alternativa a la investigación en ingeniería geotécnica. Planificación, diseño y ejecución de proyectos de construcción. Así mismo concluyo: La correlación entre los datos cohesivos obtenidos a través de la red neuronal artificial y el dispositivo de tres ejes tiene una correlación positiva muy alta con el coeficiente de correlación de Pearson $r = 0.982$, y el uso de estadísticas inferenciales, el resultado de la red neuronal artificial proporciona una medida del nivel de significancia El modelo de red es 0.01, lo que demuestra que el nivel de confianza es menor o igual a 0.05. Por tanto, la cohesión obtenida por la red neuronal artificial y el equipo de tres ejes tiene suficiente variación y correlación.

- (Vila) en su tesis titulado “Análisis del comportamiento lineal de la estructura del pavimento flexible mediante redes neuronales en la Carretera Panamericana Norte”, realizado en la Facultad de Ingeniería Civil de la Universidad Nacional del Centro del Perú. La investigación busca determinar el comportamiento lineal de la estructura de pavimento flexible mediante el uso de redes neuronales en la carretera Panamericana Norte Ruta PE1NL 1003 km al 1027 km en el año 2010. La investigación fue aplicada. Obtuvo el siguiente resultado: A partir del modelo de

neurona óptima se analiza el comportamiento lineal de la Carretera Panamericana Norteamericana perteneciente al proyecto de Conservación de la Carretera Sullana. El número de estructura teórico y efectivo de la Parte I es el valor bajo del módulo de elasticidad en el cuarto sector (menos superior a 10 000 MPa.) Y la deflexión máxima (0,6 μm) indican que el módulo elástico es coherente con el índice estructural. Así mismo concluyo: El uso de redes neuronales permitió determinar el comportamiento lineal de la estructura de pavimento flexible a través de pruebas de deflexiones, espesores, tipo de material de capa evaluando su condición estructural en función a la rigidez del sistema estructural multicapa, a través de los módulos elásticos de cada capa y el número estructural efectivo. Los módulos elásticos estimados por la red neuronal se reflejaron con los indicadores estructurales, en el Gráfico IV-19 se observa en zonas con bajos módulos elásticos en la carpeta asfáltica (menores de 2000 MPa) el BLI indica que son puntos con condiciones de rigidez grave, en los puntos con deflexiones máximas presentan módulos elásticos altos (superiores al 10 000 MPa), para el caso de la subbase granular en Gráfico IV-20 se observa que para valores menores (100 MPa) el indicador MLI se encuentra en condición grave (mayor a 0.20). Para el caso de la subrasante en el Gráfico IV-21 el indicador LLI está en condición grave (mayor a 0.10) en los puntos con valores bajos de módulos elásticos (menos de 50 MPa).

2.2.- Bases teóricas o Científicas

- Las redes neuronales artificiales (también conocidas como sistemas conexionistas) son un modelo computacional vagamente inspirado en el comportamiento observado en su homólogo biológico.
- El perceptrón multicapa es una red neuronal artificial (RNA) formada por múltiples capas, de tal manera que tiene capacidad para resolver problemas que no son linealmente separables, lo cual es la principal limitación del perceptrón (también llamado perceptrón simple).
- Resistencia y Durabilidad. - El concreto es diseñado para una resistencia mínima a compresión. Esta especificación de la resistencia puede tener algunas limitaciones cuando se especifica con una máxima relación agua cemento y se condiciona la cantidad de material cementante.

- Algoritmo: Conjunto ordenado de operaciones sistemáticas que permite hacer un cálculo y hallar la solución de un tipo de problemas.
- Algoritmo genético. - Los Algoritmos Genéticos (AG) son métodos adaptativos que pueden usarse para resolver problemas de búsqueda y optimización. Como métodos de búsqueda, imitan la teoría de la evolución biológica de Darwin para la resolución de problemas.
- Aprendizaje automático. - El aprendizaje automático es una rama dentro de la inteligencia artificial, concretamente: «el campo de estudio que proporciona a las computadoras la capacidad de aprender sin haber sido explícitamente programadas para ello.
- Aprendizaje no supervisado. - Es un tipo de aprendizaje automático en el que el algoritmo no recibe información sobre cómo deben ser los datos de salida. Simplemente se le proporciona como entrada un conjunto de datos no estructurados, en el que él deberá identificar los posibles patrones y relaciones existentes entre ellos, para descubrir, por sí solo, una estructura.
- Los algoritmos de agrupación (clustering). - se encuadran dentro del aprendizaje no supervisado.
- Autonomía computacional. - Capacidad de un sistema para la autogestión adaptativa de sus propios recursos para funciones informáticas de alto nivel sin la intervención del usuario.
- Ciencia de datos. - Campo interdisciplinario que combina sistemas, procesos y métodos científicos para extraer conocimiento o un mejor entendimiento de los datos en sus diferentes formas, ya sea estructurados o no estructurados.
- Entrenamiento. - Proceso mediante el cual se forma a un algoritmo con un conjunto de datos.
- Modelo. - Un modelo es un algoritmo de aprendizaje automático que construye su propia comprensión de un tema, o su propio «modelo» del mundo.

2.3.- Marco conceptual

2.3.1.- Inteligencia Artificial

Según (Vasil, 2010) se “define como el proceso de aprendizaje automático o mecanismo de aprendizaje”.

Dentro de este concepto, que es muy básico, hay muchos estudios que se han hecho para apoyar los protocolos de estos procesos, dentro de estos estudios está el machine Learning. El machine learning ha sido la base fundamental del estudio de inteligencia, artificial. El éxito del machine Learning es haber logrado la sinterización del proceso de aprendizaje artificial mediante la creación de algoritmos que han sido estudiados desde la década de los años 50. La inteligencia artificial es reforzada por el estudio de machine Learning quien a la vez puso el orden en el estudio del proceso de aprendizaje concibiendo el concepto de la red neuronal artificial. El cálculo del diseño de mezcla se hace bajo estos conceptos de inteligencia artificial, es decir se usa las redes neuronales artificiales (como un soporte de la inteligencia artificial) para lograr el cálculo.

Muy a pesar de que la referencia del nombre se acerca a la referencia del proceso neuronal biológico del ser humano, las investigaciones poco a poco se han ido desligando del proceso biológico para complementarse con procesos con funciones matemáticas sencillas, que en sus inicios fueron muy complejas, pero se han ido adaptando con el tiempo a procesos ordenados sintetizados al extremo que hoy se puede procesar en las Redes Neuronales Artificiales desde números, letras y hasta imágenes.

2.3.1.1.- Red neuronal

Las redes neuronales artificiales (también conocidas como sistemas conexionistas) son un modelo computacional vagamente inspirado en el comportamiento observado en su homólogo biológico (HAGAN Martin, 1996). Consiste en un conjunto de unidades, llamadas neuronas artificiales, conectadas entre sí para transmitirse señales.

Si debemos de sintetizar o explicar en pocas palabras el proceso de aprendizaje de una Red Neuronal Artificial (RNA) sin tocar conceptos abstractos intrínsecos del aprendizaje, debemos de hablar mucho del proceso de estudiar el error, es aquí donde nace todo proceso de aprendizaje, en estudiar el resultado de una acción, la misma acción que conlleva a un acierto o un error, muchas veces se debe pasar varios errores para tener un acierto, a este proceso de analizar resultados erróneos se llama el proceso de aprendizaje.

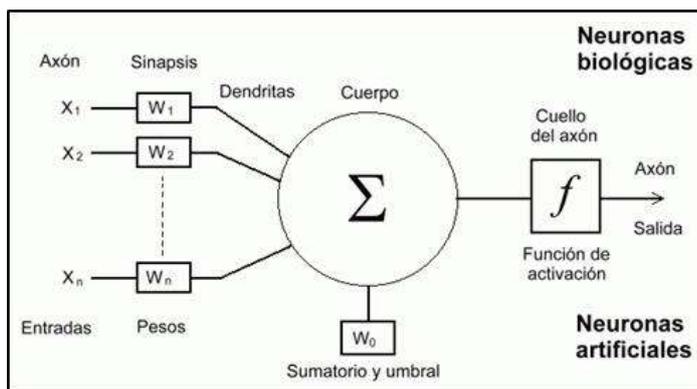


Figura 2. Esquema de una red neuronal artificial del tipo perceptrón

Fuente: (Vasil, 2010)

La mínima expresión de una Red Neuronal Artificial (RNA) es el perceptrón, y es por excelencia el algoritmo capaz de generar un criterio para seleccionar un resultado, el éxito del criterio desarrollado por el perceptrón depende mucho del proceso de entrenamiento, mientras más sea entrenado, mejor criterio tendrá para solucionar una elección o resultado, además del entrenamiento se debe tener mucho cuidado con los datos de entrenamiento del perceptrón, pues una mala elección de datos para el entrenamiento puede debilitar el criterio usado por el perceptrón. Otra característica importante del descubrimiento del perceptrón es que se puede asociar con otros perceptrones para formar criterios más complejos y así tener mayor certeza en el resultado.

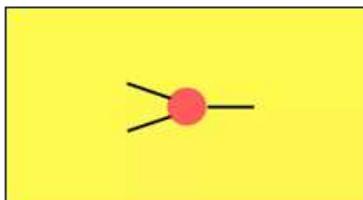
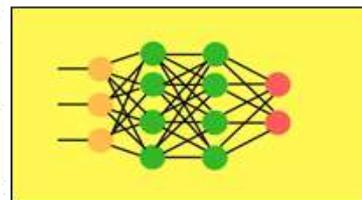
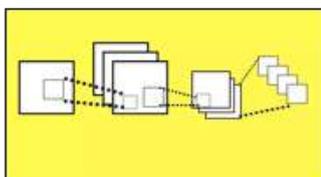
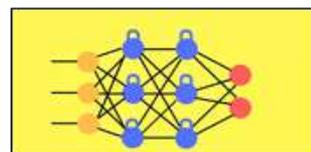
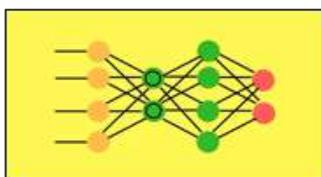
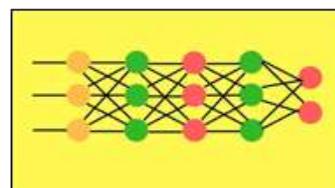
PerceptrónMultilayer PerceptrónConvolutional Neural NetworkLong Short Term Memory / RecurrentNeural NetworkDeep Belief Networks (DBN)Generative Adversarial Networks

Figura 3 .Tipos de redes neuronales artificiales

Fuente: (Vasil, 2010)

Como se nota el primer ordenamiento de las reglas y procesos de la Red Neuronal Artificial se hizo en 1950 y pertenece a un estudio hecho por el científico Frank Rosenblatt, 1960; inspirado en el trabajo de Warren McCulloch y Walter Pitts, 1950; para luego sea complementado este trabajo y se convirtiera en el perceptrón multicapa, se puede afirmar que es la composición de la RNA más básica existente, mientras la RNA sea lo más sintetizada y básica, es más fácil de que sea exitoso el proceso de aprendizaje, sin embargo como ya hemos comentado anteriormente, no todos los procesos de aprendizaje son básicos,

Ampliando el análisis del aprendizaje de la RNA vamos a definir como se elabora el proceso de un perceptrón, en principio tenemos que definir cada parte del proceso, el proceso de aprendizaje de una RNA está compuesto por los siguientes subprocesos:

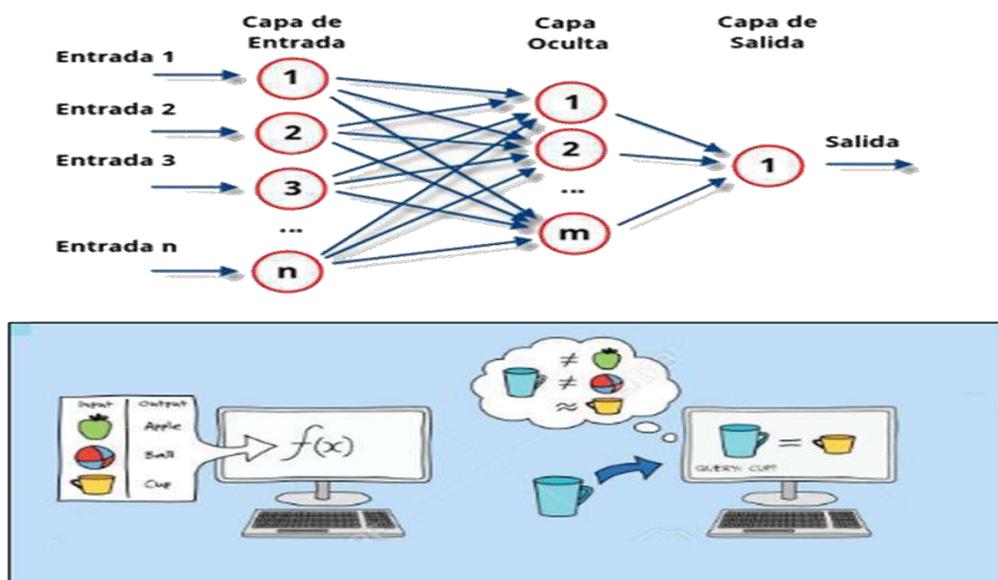


Figura 4. Esquemas de Capas de la Red Neuronal Artificial

Fuente: (Vasil, 2010)

2.3.1.2.- Capa de entrada

En todo proceso de aprendizaje siempre hay una experiencia inicial, está siempre alberga objetos que se van convirtiendo en centros de estudio que constituyen a un proceso de aprendizaje. Es importante para plantear el aprendizaje, sintetizar la capa de entrada, la misma que está compuesta por los primeros datos adyacentes, que podemos evaluar de la primera experiencia, la misma que está sometida al proceso de aprendizaje (Geoffrey, 1992). La capa de entrada fija varias características del proceso de aprendizaje, hay que detallar que su interpretación genera que el proceso de aprendizaje sea más compleja o sencilla, en principio todo proceso de aprendizaje se debe optar por la simplificación de todos sus componentes:

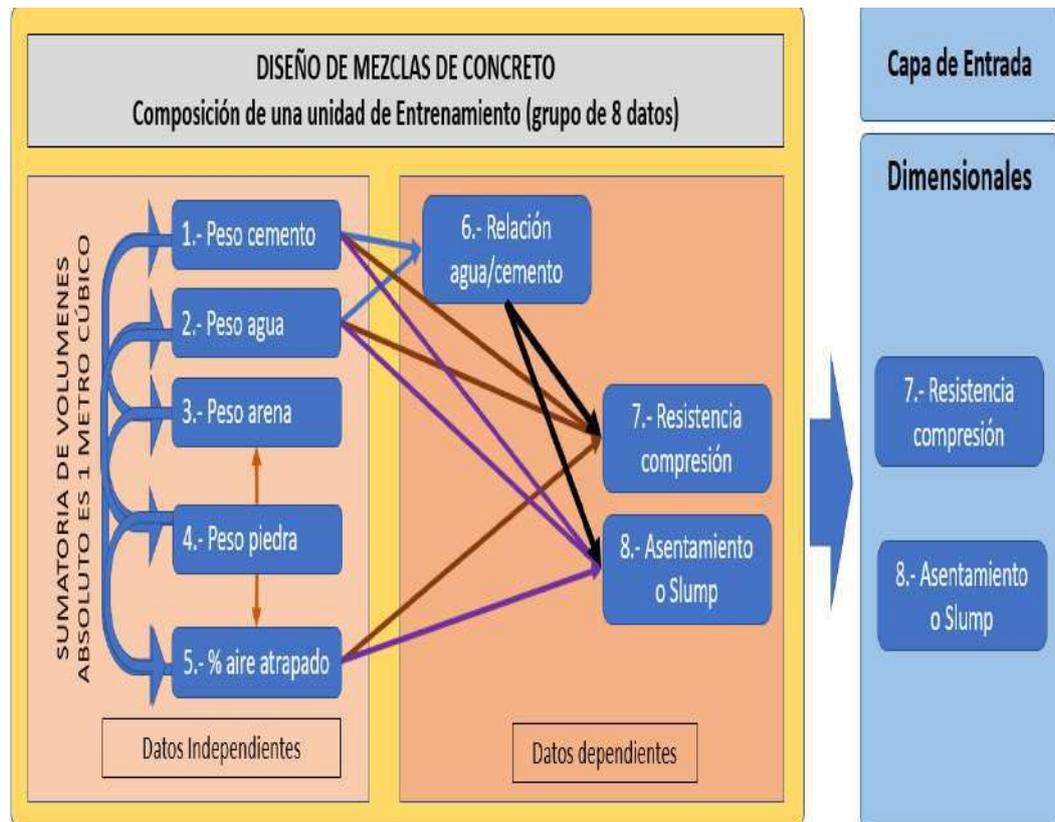


Figura 5. Capa de entrada de la red neuronal artificial

Fuente: Propia

2.3.1.3.- Capas ocultas

Esta capa contiene información abstracta interna de los datos de entrenamiento, este proceso simula la forma que una neurona biológica interpreta y resuelve la información, hay que aclarar que la información se procesa en base a una interpretación real del mundo con referente al proceso que se está estudiando. Muy a menudo una sola capa oculta puede resolver todo el proceso de aprendizaje, pero a veces se necesitan muchas capas ocultas, es el caso del proceso de aprendizaje de una imagen, en este caso el proceso se vuelve muy complejo, pero como ya lo habíamos descrito, los procesos de aprendizaje se deben de adaptar a la complejidad del procesamiento de la información, por eso se han creado tipos de redes Neuronales que serán objeto de estudio más adelante (David, 1993).

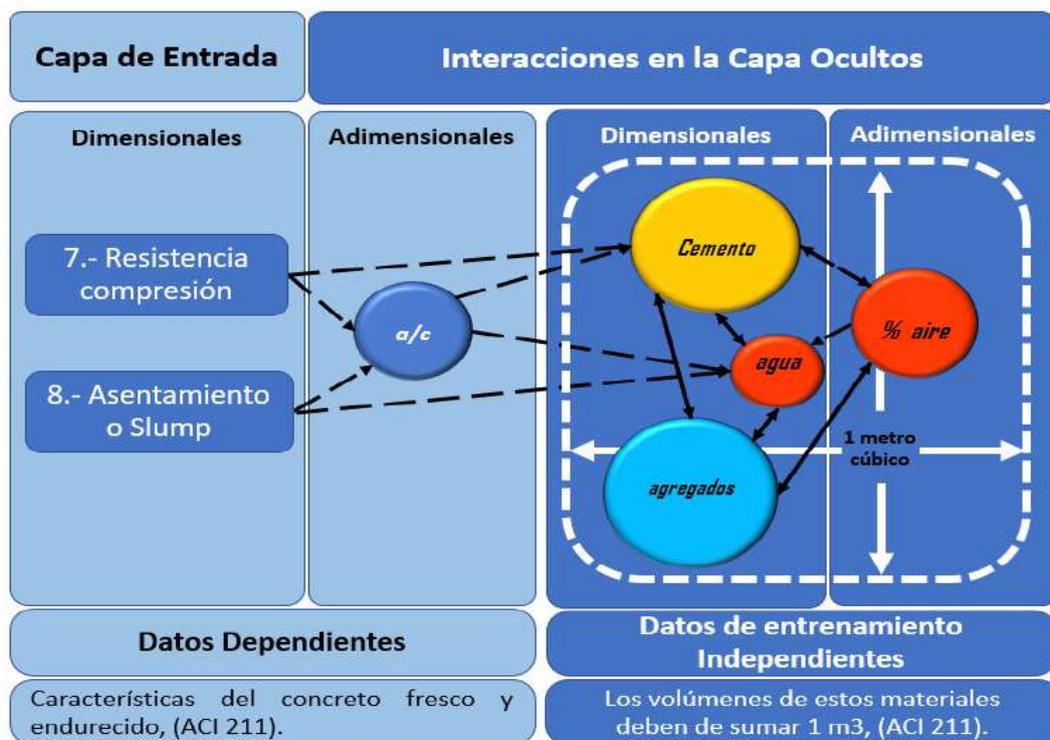


Figura 6 .Capa oculta de la red neuronal artificial

Fuente: Propia

2.3.1.4.- Capa de Salida.

Este proceso proporciona la solución de la Red Neuronal Artificial, es el último proceso y resuelve el proceso de aprendizaje en base a la interacción de las anteriores capas, la salida del proceso de aprendizaje requiere una calificación o es un acierto o es un error, el proceso de aprendizaje debe tener muchas experiencias o interacciones de varias pruebas para que pueda convertirse en muy asertivo el proceso (David, 1993).

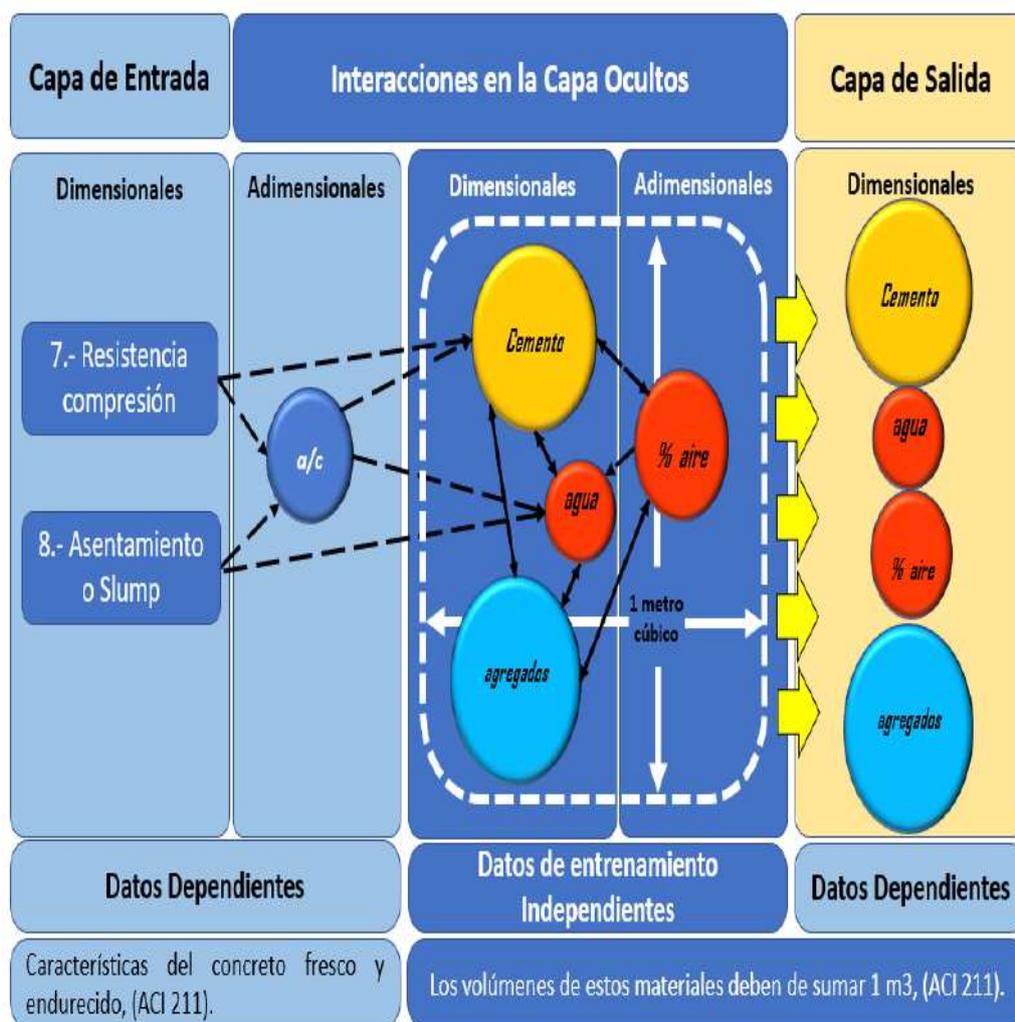


Figura 7. Interacciones de la red neuronal artificial

Fuente: Propia

2.2.1.5.- Interacción entre capas o función de activación

Suele interpretarse como la abstracción que representa la tasa de acción potencial de activación de la capa, en algunos casos esta se comporta como una interacción binaria es decir 0 en apagado y 1 en activación; pero en otros casos la interacción es una regresión lineal, o de segundo grado o exponencial. Las diferentes interacciones activan funciones matemáticas que representan la forma como se comporta el objeto de estudio generan una serie de decisiones que se van combinando entre sí (Geoffrey, 1992).

Name	Plot	Equation	Derivative (with respect to x)	Range
Identity		$f(x) = x$	$f'(x) = 1$	$(-\infty, \infty)$
Binary step		$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{for } x < 0 \\ 1 & \text{for } x \geq 0 \end{cases}$	$f'(x) = \begin{cases} 0 & \text{for } x \neq 0 \\ ? & \text{for } x = 0 \end{cases}$	$\{0, 1\}$
Logistic (a.k.a Sigmoid or Soft step)		$f(x) = \sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ ^[11]	$f'(x) = f(x)(1 - f(x))$	$(0, 1)$
TanH		$f(x) = \tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$	$f'(x) = 1 - f(x)^2$	$(-1, 1)$
ArcTan		$f(x) = \tan^{-1}(x)$	$f'(x) = \frac{1}{x^2 + 1}$	$(-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2})$
ElliotSig ^{[9][10][11]} Softsign ^{[12][13]}		$f(x) = \frac{x}{1 + x }$	$f'(x) = \frac{1}{(1 + x)^2}$	$(-1, 1)$
Inverse square root unit (ISRU) ^[14]		$f(x) = \frac{x}{\sqrt{1 + \alpha x^2}}$	$f'(x) = \left(\frac{1}{\sqrt{1 + \alpha x^2}}\right)^3$	$(-\frac{1}{\sqrt{\alpha}}, \frac{1}{\sqrt{\alpha}})$
Inverse square root linear unit (ISRLU) ^[14]		$f(x) = \begin{cases} \frac{x}{\sqrt{1 + \alpha x^2}} & \text{for } x < 0 \\ x & \text{for } x \geq 0 \end{cases}$	$f'(x) = \begin{cases} \left(\frac{1}{\sqrt{1 + \alpha x^2}}\right)^3 & \text{for } x < 0 \\ 1 & \text{for } x \geq 0 \end{cases}$	$(-\frac{1}{\sqrt{\alpha}}, \infty)$
Square Nonlinearity (SQNL) ^[11]		$f(x) = \begin{cases} 1 - \frac{x^2}{4} & : x > 2.0 \\ x - \frac{x^2}{4} & : 0 \leq x \leq 2.0 \\ x + \frac{x^2}{4} & : -2.0 \leq x < 0 \\ -1 & : x < -2.0 \end{cases}$	$f'(x) = 1 \mp \frac{x}{2}$	$(-1, 1)$
Rectified linear unit (ReLU) ^[15]		$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{for } x < 0 \\ x & \text{for } x \geq 0 \end{cases}$	$f'(x) = \begin{cases} 0 & \text{for } x < 0 \\ 1 & \text{for } x \geq 0 \end{cases}$	$[0, \infty)$
Bipolar rectified linear unit (BReLU) ^[16]		$f(x_i) = \begin{cases} ReLU(x_i) & \text{if } i \bmod 2 = 0 \\ -ReLU(-x_i) & \text{if } i \bmod 2 \neq 0 \end{cases}$	$f'(x_i) = \begin{cases} ReLU'(x_i) & \text{if } i \bmod 2 = 0 \\ -ReLU'(-x_i) & \text{if } i \bmod 2 \neq 0 \end{cases}$	$(-\infty, \infty)$
Leaky rectified linear unit (Leaky ReLU) ^[17]		$f(x) = \begin{cases} 0.01x & \text{for } x < 0 \\ x & \text{for } x \geq 0 \end{cases}$	$f'(x) = \begin{cases} 0.01 & \text{for } x < 0 \\ 1 & \text{for } x \geq 0 \end{cases}$	$(-\infty, \infty)$
Parametric rectified linear unit (PReLU) ^[18]		$f(\alpha, x) = \begin{cases} \alpha x & \text{for } x < 0 \\ x & \text{for } x \geq 0 \end{cases}$	$f'(\alpha, x) = \begin{cases} \alpha & \text{for } x < 0 \\ 1 & \text{for } x \geq 0 \end{cases}$	$(-\infty, \infty)$ ^[22]
Randomized leaky rectified linear unit (RRReLU) ^[19]		$f(\alpha, x) = \begin{cases} \alpha x & \text{for } x < 0 \\ x & \text{for } x \geq 0 \end{cases}$ ^[3]	$f'(\alpha, x) = \begin{cases} \alpha & \text{for } x < 0 \\ 1 & \text{for } x \geq 0 \end{cases}$	$(-\infty, \infty)$
Exponential linear unit (ELU) ^[20]		$f(\alpha, x) = \begin{cases} \alpha(e^x - 1) & \text{for } x \leq 0 \\ x & \text{for } x > 0 \end{cases}$	$f'(\alpha, x) = \begin{cases} f(\alpha, x) + \alpha & \text{for } x \leq 0 \\ 1 & \text{for } x > 0 \end{cases}$	$(-\alpha, \infty)$
SoftPlus ^[24]		$f(x) = \ln(1 + e^x)$	$f'(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$	$(0, \infty)$
Bent Identity		$f(x) = \frac{\sqrt{x^2 + 1} - 1}{2} + x$	$f'(x) = \frac{x}{2\sqrt{x^2 + 1}} + 1$	$(-\infty, \infty)$
Sigmoid Linear Unit (SiLU) ^[25] (AKA Sil ^[26] and Swish-1 ^[27])		$f(x) = x \cdot \sigma(x)$ ^[5]	$f'(x) = f(x) + \sigma(x)(1 - f(x))$ ^[6]	$[\approx -0.28, \infty)$
SoftExponential ^[28]		$f(\alpha, x) = \begin{cases} -\frac{\ln(1 - \alpha(x + \alpha))}{\alpha} & \text{for } \alpha < 0 \\ x & \text{for } \alpha = 0 \\ \frac{e^{\alpha x} - 1}{\alpha} + \alpha & \text{for } \alpha > 0 \end{cases}$	$f'(\alpha, x) = \begin{cases} \frac{1}{1 - \alpha(x + \alpha)} & \text{for } \alpha < 0 \\ e^{\alpha x} & \text{for } \alpha \geq 0 \end{cases}$	$(-\infty, \infty)$
Soft Clipping ^[29]		$f(\alpha, x) = \frac{1}{\alpha} \log \frac{1 + e^{\alpha x}}{1 + e^{\alpha(x-1)}}$	$f'(\alpha, x) = \frac{1}{2} \operatorname{sinh}\left(\frac{\alpha x}{2}\right) \operatorname{sech}\left(\frac{\alpha x}{2}\right) \operatorname{sech}\left(\frac{\alpha}{2}(1 - x)\right)$	$(0, 1)$
Sinusoide ^[30]		$f(x) = \sin(x)$	$f'(x) = \cos(x)$	$[-1, 1]$
Sinc		$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{for } x = 0 \\ \frac{\sin(x)}{x} & \text{for } x \neq 0 \end{cases}$	$f'(x) = \begin{cases} 0 & \text{for } x = 0 \\ \frac{\cos(x)}{x} - \frac{\sin(x)}{x^2} & \text{for } x \neq 0 \end{cases}$	$[\approx -0.217234, 1]$
Gaussian		$f(x) = e^{-x^2}$	$f'(x) = -2xe^{-x^2}$	$(0, 1]$

Figura 8. Funciones matemáticas capaces de ser la interacción entre capas

Fuente: (Geoffrey, 1992).

2.3.1.6.- Proceso de Aprendizaje desde la capa de entrada a capa de salida

Cuando se define la red neuronal artificial con todos sus componentes, lo siguiente que se debe definir es la ponderación de influencia de la ocurrencia o en palabras de los especialistas los pesos ponderados o pesos sinápticos entre neuronas de distintas capas. En esta etapa el problema radica que en una interacción de capas en donde se conoce el resultado de la capa de salida se necesita calcular los pesos exactos para que se cumpla el resultado, o una aproximación correcta, con este objetivo se deben de hacer varias pruebas de interacción para que los resulta sean asertivos o los más aproximados posibles a la solución del proceso de aprendizaje. Encaminados a este objetivo lo más razonable es haber conseguido una serie de datos que tengan la respuesta correcta o el resultado acertado y deseado, con esta base de datos se debe entrenar todas las interacciones entre las capas, esto confirmó lo que se decía que la capa oculta reserva la abstracción del aprendizaje para lograr el resultado correcto.

En efecto los pesos ponderados son el tesoro intangible de la capa oculta, mientras más datos hallan para el entrenamiento del cálculo de estos pesos más asertiva será nuestra Red Neuronal Artificial, aquí radica el secreto de tener una RNA completa y totalmente desarrollada, teniendo como respaldo el efecto de tener cada vez menos error, así se puede crear una relación directa que consiste a más entrenamiento menos error.

Uno de los aspectos más importantes para elegir nuestra base de datos para el entrenamiento es definir el aspecto local de las variables, se puede afirmar que la base de datos se debe constituir dentro de un espacio geográfico local esto solo lo puede definir un especialista o un código o un reglamento que defina el proceso del objeto de estudio, ponemos por ejemplo la duración de un techo de cobertura metálica, se pueden tener muchas experiencias en la ciudad de Huancayo , pero este estudio no serviría para la ciudad de Lima, esto se debe a que los techos de cobertura metálica son influenciados por el clima de la zona geográfica. Entonces en el entrenamiento de una RNA se debe tomar en cuenta que el efecto de las experiencias debe ser de tipo local.

En el proceso de entrenamiento se debe de ser cuidadoso con el aspecto local, muchas veces la mejor estrategia es ir entrenando la RNA

usando solo una porción del total de datos recopilados para que en base a los resultados de los pesos ponderados se evalué cual es el próximo paso a seguir, esto es muy común por ejemplo: “para luego poner a prueba la RNA con la porción de datos que no se incluyó dentro del entrenamiento”, sin duda alguna es buena esta experiencia y logra sacar muchas conclusiones de diferente tipo, que sin duda no se pueden generalizar, pero que según sea el objeto de estudio se pueden aprovechar las conclusiones de este ejercicio para lograr hacer las modificaciones más efectivas a la RNA así lograr completar el proceso de aprendizaje.

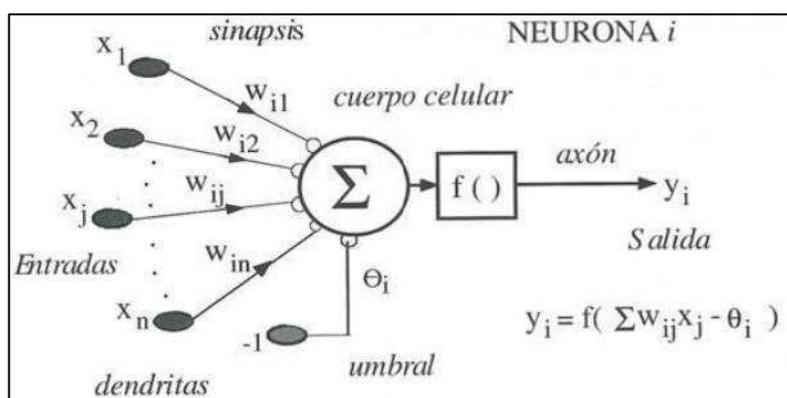


Figura 9. Esquema de interacción matemática de la RNA

Fuente: (Geoffrey, 1992).

Dónde: $y = f(w.x)$ es la función matemática más básica, y como se pueden dar cuenta en el gráfico: x viene a ser la entrada de datos, w es el peso ponderado de la capa, $f(x)$ viene a ser la solución o la reserva de la información abstracta reducida a una función matemática que servirá para solucionar la solución del aprendizaje y por último la sumatoria de todas las funciones de interacción representada en la siguiente función $y_i(t) = f(\sum_{j=1}^n w_{ij} x_j - \theta_i)$.

Para poder entender gráficamente el circuito de interacciones de la Red Neuronal Artificial vamos a esquematizar un proceso en una RNA básica, esto ayudara a entender el proceso abstracto que sucede en el circuito de aprendizaje del RNA. En el siguiente grafico podemos darnos cuenta de las interacciones:

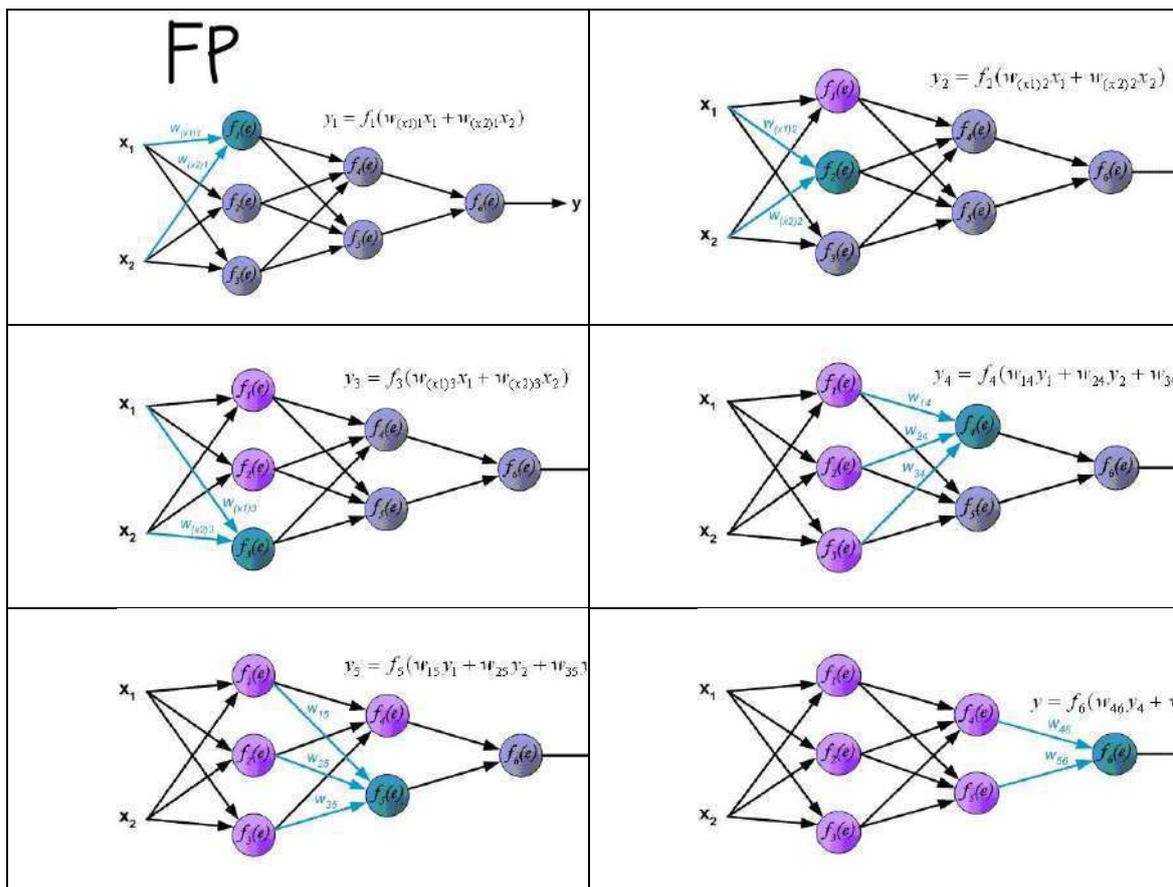


Figura 10. Esquema de las interacciones entre las capas usando funciones matemáticas

Fuente: (Geoffrey, 1992).

2.2.1.7.- Entrenamiento hacia atrás

El método de propagación, durante la década de los 80 se logró definir un procedimiento que hoy es fundamental para la verificación de la RNA y su uso ha logrado que la RNA disminuya al mínimo el error, a tal punto que hoy su uso es indispensable para terminar el proceso de entrenamiento de la RNA. Este entrenamiento tiene principios básicos que a continuación detallaremos:

A.- Cálculos simples

Se debe simplificar la interacción hasta poder reducir a una función matemática.

B.- Tipos de Funciones

Las funciones que intervienen son funciones de activación de operaciones lineales vectoriales.

C.- Métodos de cálculo

Ambos métodos son métodos iterativos, que se repiten hasta cumplir alguno de los diferentes criterios de parada. Algunos ejemplos de los criterios de parada son el número de iteraciones, la obtención de un error mínimo, o un tiempo de ejecución. En cualquier caso, generalmente es difícil asegurar que la solución obtenida no es un mínimo local.

Cálculo de la gradiente.- Si ya se establece correctamente la RNA con base a cálculos simples lo siguiente que se debe calcular es el error, con la finalidad de reducirlo hacer el proceso lo más asertivo posible. Este proceso de cálculo de error se puede hacer usando los conceptos de cálculo de la gradiente o el método de ascenso de la gradiente, que es proceso matemático que se puede visualizar mediante los siguientes esquemas.

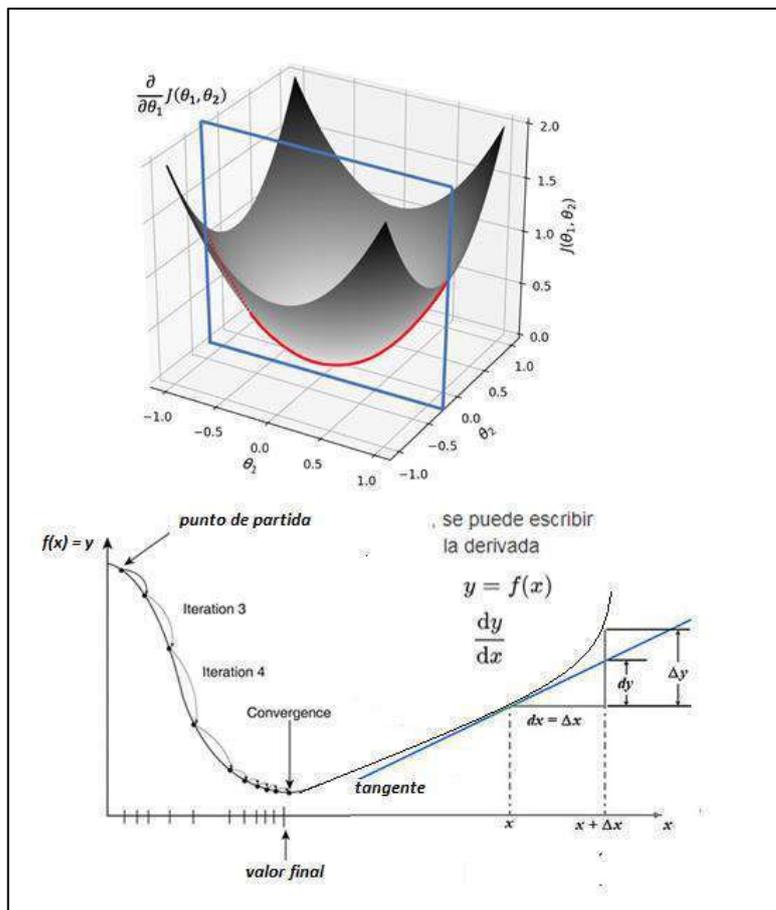


Figura 11. Esquema de cálculo de la gradiente descendiente

Fuente: (Vasil, 2010)

Cálculo de algoritmos genéticos. - La generación de un determinado número de redes (hijos) desarrollan transformaciones o mutaciones en los parámetros. Las redes (o llamados hijos) con menor error, tienen mayor preferencia a convertirse en nuevas redes (o llamados padres), mientras que las redes (o los llamados hijos) con mayor error desaparecen.

2.2.1.8.- Redes neuronales

Su clasificación explica el uso e importancia de estas:

A.- Considerando el tipo de conexiones

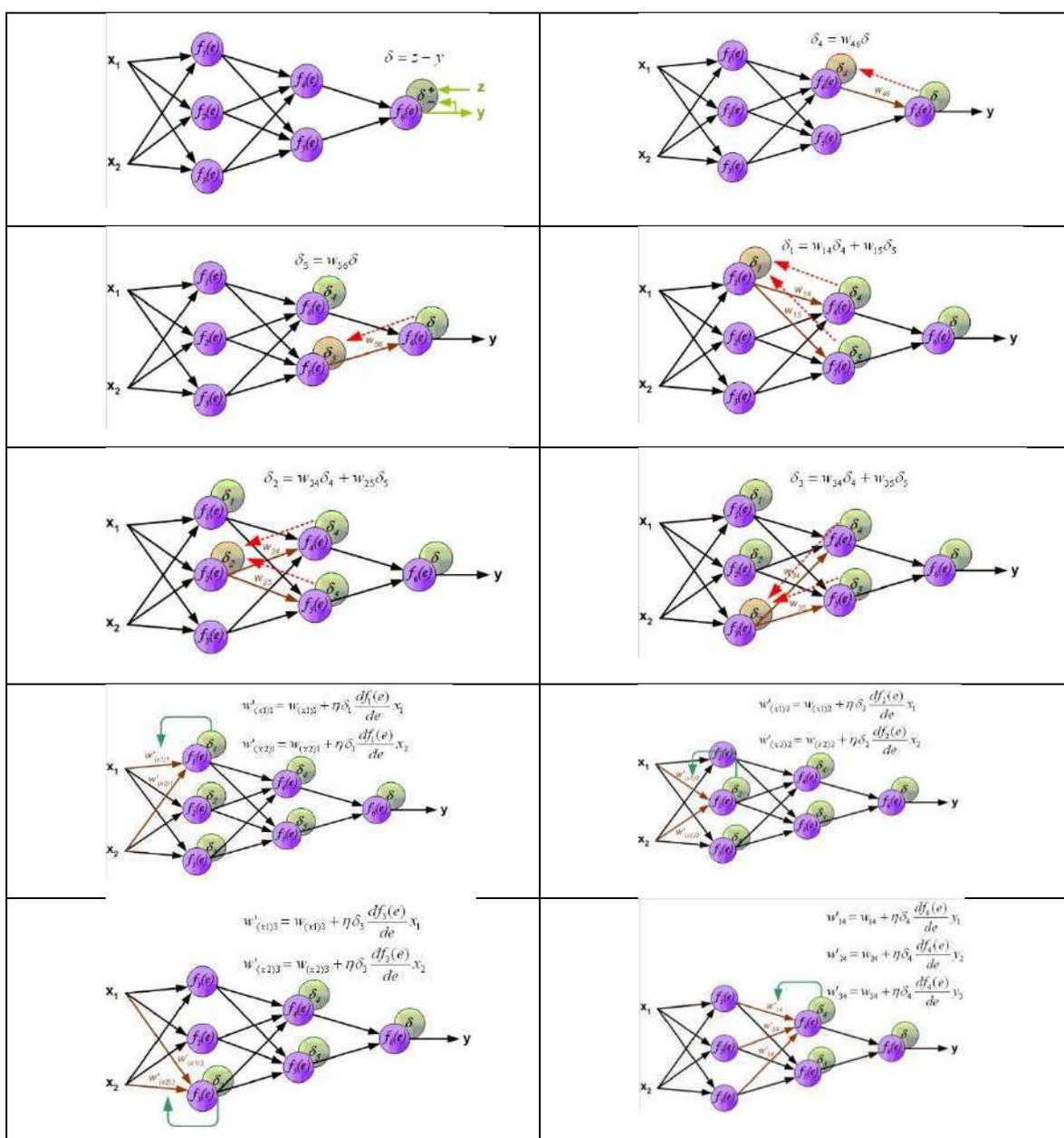
- Redes de propagación de capa de entrada a capa de salida (feed- forward),

- Redes recurrentes, donde las conexiones pueden hacer circuitos de datos en forma de bucles.

B.- Considerando el tipo de aprendizaje

Aprendizaje supervisado. Los datos de entradas tienen una respuesta pre estudiada o dato de salida, con esto se ajusta o entrena la red neuronal.

Aprendizaje no supervisado o auto organizado. Los datos son solamente entradas. Son redes empleadas fundamentalmente para clasificación y reconocimiento de patrones.



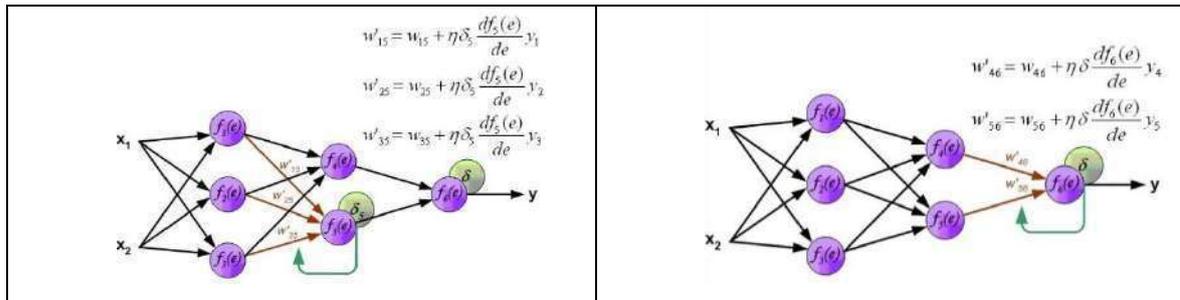


Figura 12. Esquema de las interacciones entre las capas usando funciones matemáticas

Fuente: (Geoffrey, 1992).

2.2.1.9.- Fase de modelación

Se ha nombrado las partes más importantes de una RNA básica, sin tener que profundizar mucho en las excepciones de estudio que hacen tomar consideraciones adicionales, ahora toca hablar un poco de la forma como se debe encarar el proceso de la RNA, siendo estos los siguientes:

A.- Fase de entrenamiento.- La fase de entrenamiento contempla realizar todos los procesos de capas comenzar a circular los datos acumulados, los mismos que ayudaran a la formación de los pesos de ponderación y las bias o redes neuronales. El sobre aprendizaje provoca la destrucción de la generalización de las características de los datos, muchas veces se quiere que la RNA no tenga ningún error y por tanto se hace compleja para extraer las características de los datos de entrenamiento, pero hay que pensar por un momento, que todo grupo de datos tiene un sesgo de error, que a veces no hacen perfecta la muestra, al forzar a la RNA a adquirir la información total de la muestra de datos provoca que la misma pierda objetividad en la generalización del comportamiento de los datos. Entonces se debe de tener mucho cuidado con los datos que se usaran en el entrenamiento del aprendizaje y muy a pesar de que se tenga el cuidado correspondiente se debe de estudiar los resultados siendo imprescindible nunca perder la generalización de las características y siempre teniendo en cuenta que una buena clasificación de capas evita la propagación de errores. Los datos de entrenamiento se dividen en dos grupos:

B.- Datos de entrenamiento. - Son los datos que se necesitan en el ajuste de los parámetros de la RNA. Han de ser representativos del total de datos, por lo general se seleccionan aleatoriamente siempre respetando el criterio de

localidad, y el criterio y la experiencia de los estudios advierte que todo grupo de datos se encuentran distorsionados de su realidad así que se debe interceptar estas distorsiones para que dichos datos no sean parte del proceso de aprendizaje.

C.- Datos de validación. - Se emplean después de cada iteración en el proceso de entrenamiento, para comprobar si hay distorsión de la generalización del resultado final.

2.2.1.10- Fase de prueba

En la fase de pruebas se deben de hacer ajustes a las capas, a las interacciones o a veces hasta remover datos de entrenamiento fuera de la tendencia de comportamiento real del objeto de estudio. En la fase de prueba se debe trabajar con un grupo de datos que preliminarmente se sabe sus resultados o soluciones, (los mismos que no han sido usados en el proceso de aprendizaje) y deben de ser sometidos a al proceso de la RNA. Estos datos, llamados ***Datos de test***, sólo se emplean cuando se ha finalizado el proceso de entrenamiento de la RNA. La experiencia de investigaciones hechas indica que la proporcionalidad debería de ser un 80% de datos se deben usar en el proceso de entrenamiento, un 10% de datos usados en el proceso de validación y un 10% en proceso de pruebas, sin embargo, la elección de los porcentajes puede cambiar, esto según el número de datos con que se cuentan para desarrollar la RNA.

2.3.2.- Diseño de mezclas para Concreto

Para (Laura, 2006) es un proceso que consiste de pasos dependientes entre sí: los cuales son: selección de los ingredientes convenientes (cemento, agregados, agua y aditivos) y la determinación de sus cantidades relativas “proporcionamiento” para producir un, tan económico como sea posible, un concreto de trabajabilidad, resistencia a compresión y durabilidad apropiada.

El concreto está considerado como el segundo material de construcción más usado del mundo, se han hecho universalmente múltiples investigaciones, por tal motivo en esta oportunidad solo nombraremos las cosas del concreto que competen para poder llegar al objetivo de construir una Red Neuronal Artificial para Diseñar Mezclas de Concreto.

Los documentos que Perú está relacionado con respecto al Diseño de Mezclas de Concreto son el Reglamento Nacional de Edificaciones (RNE) y Código del Instituto Americano de Concreto ACI 211, la investigación se ciñó a estos documentos cada vez que se requirió una característica que contribuyo a la formación de la Red Neuronal Artificial.

2.3.2.1.- Propiedades del concreto

Factores más importantes de los diseños de mezclas del concreto. -

Haciendo la referencia del código ACI 211, documento que habla solamente de la estructuración del cálculo de un diseño de mezclas se extrajeron los conceptos en forma de factores o características que ayudaron en la formulación del RNA del Diseño de Mezclas:

Relación Agua Cemento.- viene a ser el resultado de la división del peso del agua entre el peso de cemento, estos pesos deben de ser definidos dentro de un diseño de mezcla que equivale en volumen a un metro cúbico, esta relación es directamente proporcional con la resistencia a la compresión del concreto y por esto es muy importante, por lo general si la resistencia a compresión y la relación agua cemento se introducen en un plano cartesiano su tabulación forma una curva que siempre se cumple (P.K., 1986).

Cantidad de cemento en kilogramos. - este dato también es directamente proporcional con el aumento de la resistencia a compresión del concreto cuando es estable la relación agua cemento, sin embargo, la cantidad de cemento mínima es de 250 kg de cemento y su rango máximo estará definido por el costo total del concreto (Vitervo, 1993).

Volumen absoluto en base a un metro cúbico. - este cálculo se refiere que todos los pesos de los materiales deben de completar un metro cúbico, esto ayudara mucho para anclar el cálculo de los agregados en base al cálculo del cemento y relación agua cemento.

Tamaño máximo del agregado grueso.- Es una característica física y se refiere al máximo tamaño representado en por lo menos el 10% del peso total del agregado grueso. Para su medición se hace valer la norma estándar sugerida en el RNE. Este valor sirve en el cálculo para definir el porcentaje de aire atrapado en el concreto.

Incidencia de la arena. - es el porcentaje del peso del agregado fino con respecto al peso total de los agregados.

$$\text{incidencia de la arena} = \frac{\text{peso de arena}}{\text{peso de los agregados}}$$

Ecuación 1, incidencia de la arena.

$$\text{incidencia de la piedra} = (1 - \text{incidencia de la arena})$$

Ecuación 2, incidencia de la piedra.

% de Aire atrapado. - el aire atrapado influye negativamente a resistencia a la compresión del concreto, es importante decir que el aire atrapado no se puede eliminar con procedimientos simples así que se acepta en un bajo porcentaje que está especificado en el código ACI 211 cuyo porcentaje nominal está relacionado con el tamaño máximo del agregado grueso (Analysis of the concrete strength versus water-cement ratio relationship, 1990).

Resistencia a la compresión. - Es una propiedad del concreto que consiste en la resistencia del concreto en kg por cada centímetro cuadrado, esta característica forma parte de la propiedad isotrópica, base fundamental de todos los cálculos matemáticos estructurales. El procedimiento de obtener este dato está especificado en el RNE.

Asentamiento o Slump del concreto en estado fresco. - Esta característica del concreto solo se presenta cuando está el concreto en estado fresco, y es una propiedad que varía con tendencia a disminuir a cero en un tiempo corto que puede ser de 2 a 8 horas

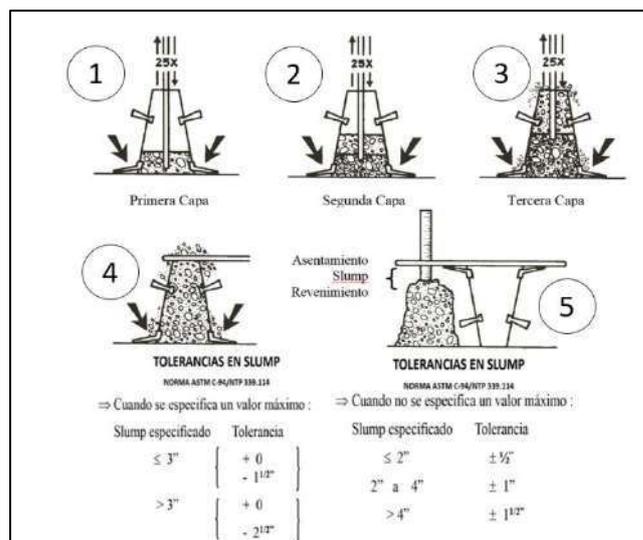


Figura 13. Asentamiento del concreto

Fuente: Repositorio.unc.edu.pe

2.3.2.2.- Indicadores del concreto

La resistencia a la compresión del concreto. - La resistencia a compresión es $f'c$ y es la resistencia que necesita la estructura, pero la resistencia adquirida dentro de un diseño de mezcla está sujeta a un error aceptado de 15%, por eso la resistencia debe aumentarse un soporte de seguridad. En síntesis, la resistencia aplicada a un diseño de mezcla es la $f'cr$ o resistencia esperada, y para que esté relacionada la $f'c$ con $f'cr$ se debe de tener en cuenta las siguientes formulas:

$$f'cr = f'c + 1.34(S) \quad \text{Ecuación 3}$$

$$f'cr = f'c + 2.33(S) - 3.5 \quad \text{Ecuación 3}$$

$f'c < 350 \text{ kg/cm}^2$

$$f'cr = f'c + 1.34(S) \quad \text{Ecuación 4}$$

$$f'cr = 0.90(f'c) + 2.33(S) \quad \text{Ecuación 4}$$

$f'c > 350 \text{ kg/cm}^2$

Siguiendo el concepto el dato de entrada al algoritmo (perceptron multicapa) será el $f'c$.

Asentamiento o slump. - El asentamiento debe solicitarse, según la NTP 400.017, y es una medición indirecta de la trabajabilidad del concreto, además de considerarse un dato de entrada al algoritmo.

2.3.2.3.- Materiales del concreto

Los materiales del concreto son muchos y han ido incrementando durante los últimos años con la finalidad de poder resolver una demanda específica en alguna estructura de comportamiento singular, pero la base de materiales inmutables que intervienen en el diseño de mezcla de concreto para todos los efectos es el cemento, agua, arena (agregado fino) y piedra (agregado grueso), sin embargo a estos hay que añadir el aire que sin llegar a ser un material forma parte intrínseca de la composición del concreto.

Cemento.- Es el material aglomerante del concreto, su composición fina polvorienta cumple con pasar la malla N° 325, y su composición química lo hace hidráulico siendo muy sensible a reaccionar con la humedad o con el agua, sus características sirven esencialmente para empaquetar a los demás materiales, cuenta con una gran evolución de resistencia a la compresión y poca resistencia a la tracción, la evolución de esta resistencia lo hace comportante primero como un material plástico, para que luego transcurrido el tiempo comience a adquirir rigidez o endurecimiento. Este material se clasifica por tipos, contemplados dentro del RNE, pero para nuestro estudio de aprendizaje usaremos el tipo de cemento más usado en la ciudad de Huancayo que es el cemento tipo I de la marca Andino, esto sin dudo por dos motivos, que en principio es la característica de nuestro grupo de datos y como segunda razón es que el RNA debe adaptarse a la localidad en donde nace su estudio.

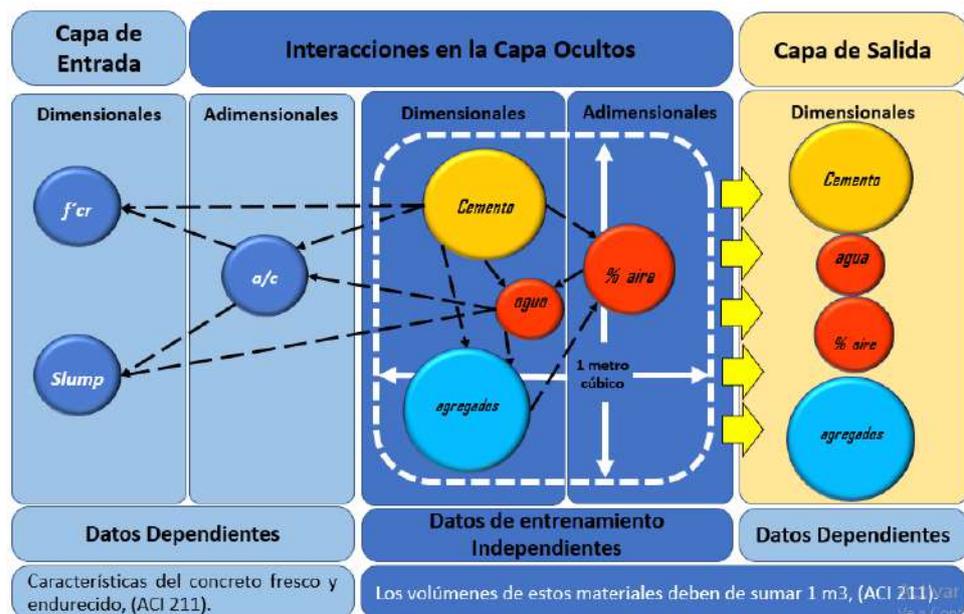
Agua. - Es el catalizador del cemento; unido al cemento forma una pasta semi viscosa que rodea los materiales, el agua tiene características de control para su calidad contenidas en el RNE, para el estudio como muestra aceptaremos el agua que fue usada en el grupo de datos para la elaboración de concreto. Dentro de las características de cálculo se define como el principal insumo que a pesar que no tiene mucho rango de variabilidad define mucha influencia sobre la resistencia a compresión del concreto, esto a través del factor agua/cemento, este factor matemático esta directa y proporcionalmente relacionado a la resistencia del concreto, en varios estudios se ha logrado consolidar esta característica.

Agregado fino (Arena). - El material cuya característica principal es el tamaño de sus partículas, tanto así que su clasificación en el RNE es en base

al cumplimiento de unos rangos de tamaños de sus partículas a la cual le llaman curva granulométrica. Químicamente es inerte y su función dentro del concreto es de proporcionarle contextura y compacidad para darle las características al concreto isotrópicas, base fundamental del comportamiento estructural del concreto, además de esto ayuda al comportamiento reológico del material en estado fresco.

Agregado grueso (piedra).- Este material cuenta con partículas más grandes; igual que el agregado fino está clasificado por curvas granulométricas, pero su clasificación es más compleja pues tiene más de 10 tipos de curvas granulométricas diferentes entre sí, algunas son exigibles para elementos estructurales específicos, la más usada en nuestro grupo de datos es la clasificación llamada Huso 67. No es susceptible a ninguna reacción química, es más, es obligatorio que no reaccione químicamente con nada en el concreto, y permanencia en el concreto otorga características físicas, pero más cuenta con una labor boyante, sin embargo aporta mucha estabilidad en el comportamiento isotrópico del concreto.

Figura 14. Diagrama de los flujos de la Red Neuronal Artificial



Fuente: Propia

Tabla 1. Comprobación de la calidad de las interacciones de datos en la red neuronal artificial.

Métricas de calidad Red Neuronal Artificial					
Red Neuronal Artificial	Observaciones	Error típico	R ² ajustado	Coefficiente de determinación R ²	Coefficiente de correlación múltiple
Algoritmo o interacción N° 1	49				
Algoritmo o interacción N° 2	49				
.....	49				
Algoritmo o interacción N° (n-1)	49				
Algoritmo o interacción N° (n)	49				

Fuente: Propia

CAPÍTULO III: HIPÓTESIS

3.1.- Hipótesis General

La aplicación de inteligencia artificial influye significativamente en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de la provincia de Huancayo año 2020.

3.2.- Hipótesis Específicas

- La capa de entrada de la red neuronal artificial influye significativamente en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020.
- La capa oculta de la red neuronal artificial influye significativamente en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020.
- La capa de salida de la red neuronal artificial influye significativamente en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020.
- La interacción entre capas de la red neuronal artificial influye significativamente en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020.
- El proceso de aprendizaje de la red neuronal artificial influye significativamente en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020.

3.3.- Variables

3.3.1. Definición conceptual de las variables:

Variable Independiente (X): Inteligencia artificial. - Según (Vasil, 2010) se “define como el proceso de aprendizaje automático o mecanismo de aprendizaje”.

Variable Dependiente (Y): Cálculo del diseño de mezcla del concreto. - Para (Laura, 2006) es un proceso que consiste de pasos dependientes entre sí: los cuales son: selección de los ingredientes convenientes (cemento, agregados, agua y aditivos) y la determinación de sus cantidades relativas “proporcionamiento” para producir un, tan económico como sea posible, un concreto de trabajabilidad, resistencia a compresión y durabilidad apropiada.

El proceso de cálculo y resultados del diseño de mezclas del concreto. - todo el proceso de diseño de mezclas esta descrito en el código ACI 211.

$$\text{volumen absoluto Ag. Fino (vol ag. fino)} = \frac{\text{peso ag. fino}}{\text{Peso específico ag. fino}}$$

Ecuación 5, volumen absoluto del agregado fino.

$$\text{volumen absoluto Ag. grueso (vol ag. grueso)} = \frac{\text{peso ag. fino}}{\text{Peso específico ag. grueso}}$$

Ecuación 6, volumen absoluto del agregado grueso.

$$\text{volumen absoluto Cemento (vol cem)} = \frac{\text{peso cemento}}{\text{Peso específico cemento}}$$

Ecuación7,, volumen absoluto del cemento.

$$\text{volumen absoluto Agua (vol agua)} = \frac{\text{peso agua}}{\text{Peso específico agua}}$$

Ecuación 8, volumen absoluto del agua.

$$\text{vol ag, fino} + \text{vol ag. grueso} + \text{vol cem} + \text{vol agua} + \text{vol aire} = 1 \text{ m}^3$$

Ecuación 9, sumatoria del volumen absoluto de los materiales.

3.3.2. Definición operacional de las variables

Variable independiente: inteligencia artificial

La variable inteligencia artificial se midió en base a 5 dimensiones: capa de entrada de la red neuronal artificial, capa oculta de la red neuronal artificial, capa de salida de la red neuronal artificial, interacción entre capas de la red neuronal artificial y proceso de aprendizaje de la red neuronal artificial.

Variable dependiente: cálculo del diseño de mezcla del concreto

La variable cálculo del diseño de mezcla del concreto se midió en 3 dimensiones: propiedades del concreto, indicadores del concreto y materiales del Concreto.

3.3.3. Operacionalización de las Variables

Tabla 2. Operacionalización de las variables

Variables		Definición Conceptual	Definición Operacional	Dimensiones	Indicadores
V1	Inteligencia artificial	Según (Vasil, 2010) se “define como el proceso de aprendizaje automático o mecanismo de aprendizaje”.	La variable inteligencia artificial se medirá en base a 5 dimensiones: capa de entrada de la red neuronal artificial, capa oculta de la red neuronal artificial, capa de salida de la red neuronal artificial, interacción entre capas de la red neuronal artificial y proceso de aprendizaje de la red neuronal artificial.	Capa de entrada de la red neuronal artificial	A/C
					Asentamiento
					Resistencia a la Compresión
				Capa oculta de la red neuronal artificial	Interacciones
				Capa de salida de la red neuronal artificial	Peso del cemento
					Peso del Agua
					Peso Agregado Fino
	Peso Agregado grueso				
Interacción entre capas de la red neuronal artificial	Funciones matemáticas				
Proceso de aprendizaje de la red neuronal artificial	Datos para aprendizaje				
	Datos para la validación				
V2	Cálculo del diseño de mezcla del concreto	Para (Laura, 2006) es un proceso que consiste de pasos dependientes entre sí: los cuales son: selección de los ingredientes convenientes (cemento, agregados, agua y aditivos) y la determinación de sus cantidades relativas “proporcionamiento” para producir un, tan económico como sea posible, un concreto de trabajabilidad, resistencia a compresión y durabilidad apropiada.	La variable cálculo del diseño de mezcla del concreto se medirá en 3 dimensiones: propiedades del concreto, indicadores del concreto y materiales del Concreto.	Propiedades del concreto	Estado fresco
					Estado endurecido
				Indicadores del concreto	Peso unitario
					Relación a/c
				Materiales del Concreto	Cantidad de cemento
					Cantidad agua
					Aire
	Agregados				

Fuente: Propia

CAPÍTULO IV: METODOLOGÍA

4.1.- Método de investigación

La investigación utilizó el método científico, según Ccanto(2014) porque “la investigación se remite a una investigación, búsqueda sistemática, intencional, de "algo" previamente determinado”. El método científico permitirá establecer todos los pasos o secuencias que deberá de cumplir la investigación para que pueda ser aceptada en el mundo científico, desde la concepción de la idea de investigación, planteamiento del problema, desarrollo de las bases teóricas, establecimiento del marco metodológico, análisis de datos, conclusiones y recomendaciones.

4.2.- Tipo de investigación

La investigación es aplicada, según Valderrama (2002) tiene “la finalidad es aplicar las teorías existentes a la producción de normas y procedimientos tecnológicos, para controlar situaciones o procesos de la realidad”. En este trabajo se desarrolló la investigación aplicada que tiene características de resolver problemas en la práctica, aplicando algoritmos de la inteligencia artificial que mejoren el cálculo de diseño de mezcla del concreto en obras de construcción.

4.3.- Nivel de investigación

La investigación fue del tipo explicativo, según Arias (2012) porque “se encarga de buscar el porqué de los hechos mediante el establecimiento de relaciones causa-efecto”. La inteligencia artificial está programada para desarrollar un proceso de aprendizaje, el cual tomó como referencia la información que se utiliza para el proceso de diseño de mezclas como son: información del asentamiento, característica del

concreto que tiene hasta 2 horas después de haberse mezclado los materiales, la resistencia a compresión, etc. que permitió alimentar de información al algoritmo y este vaya aprendiendo para poder mejorar el proceso de cálculo de mezcla.

4.4.- Diseño de la investigación

El diseño que se utilizó fue no experimental, de corte transeccionales explicativas causales, según Carrasco (2006) se denomina es de corte transeccional por que permitirá especificar un momento en el tiempo para la toma de datos, explicativas causales porque permitirá explicar las causas que producen un determinado fenómeno”. Por tanto, la investigación permite explicar la influencia de la inteligencia artificial en el diseño de mezclas de concreto, para lo cual la recopilación de información de diseños de mezcla de concreto fue del año 2020, tiempo en que se desarrolla toda la tesis, recolección y procesamiento de datos.



Figura 15 .Hechos que se investigan

Fuente: Propia

4.5.- Población y muestra

4.5.1.- Población

Para Chenet (2015), la población “la componen el total de unidades de análisis, es decir el total de sujetos a los cuales se van a aplicar los instrumentos para medir las variables”. Dada la naturaleza de este trabajo de investigación la población no se escogió probalisticamente, pues no hay encuestas ni trabajo estadístico, y los datos usados han sido determinados tomando como referencia investigaciones y publicaciones anteriores relacionadas al tema y criterios del investigador, por tanto, se evaluó 49 diseños de mezclas de concreto como población.

4.5.2.- Muestra

Así mismo Chenet (2015) la muestra “es una proporción representativa de la población cuyo tamaño es calculado o no haciendo uso de métodos diversos”. Dada la

naturaleza de este trabajo de investigación la muestra es no probabilística, pues no hay encuestas ni trabajo estadístico, y los datos usados han sido determinados tomando como referencia investigaciones y publicaciones anteriores relacionadas al tema y criterios del investigador. El muestreo no probabilístico según Hernández, Fernández & Baptista (2014) es “población en la que la elección de los elementos no depende de la probabilidad sino de las características de la investigación”, por tanto, en la investigación la muestra no depende de la probabilidad, sino de causas relacionadas con las características de la investigación o de quien hace la muestra, siendo esta la evaluación de 49 diseños de mezclas de concreto como muestra.

4.6.- Técnicas e instrumentos de recolección de datos

4.6.1.- Técnicas de recolección de datos

Según Sánchez y Reyes (2009) la técnica de recolección de datos “son los medios por los cuales el investigador procede a recoger información requerida de una realidad o fenómeno en función a los objetivos de estudio”.

La técnica que se utilizó para la recolección de datos es el análisis documental, esta técnica permitió la evaluación de documentos técnicos para recolectar los datos del diseño de mezclas de concreto.

4.6.2.- Instrumentos de recolección de datos

Para Rojas (2002) la ficha documental “permiten registrar las fuentes de información, así como organizar y sistematizar la información”, por tanto, la ficha documental permitió recopilar y sistematizar la información de diseños de mezcla de concreto.

4.7.- Técnicas de procesamiento y análisis de datos

El procesamiento y análisis de datos se realizó mediante la aplicación de la estadística descriptiva, la cual permitió ordenar, presentar e interpretar la información, también se usó la estadística inferencial que permitió realizar la contrastación de la prueba de hipótesis.

4.8.- Aspectos éticos de la investigación

En la investigación, el procesamiento de información se trabajó y presentó en tablas y figuras estadísticas, las cuales permiten la presentación de dicha información en forma ordenada respecto al análisis de las variables de estudio.

En relación al trabajo de investigación desarrollado, se utilizaron los siguientes instrumentos de software que permitieron el procesamiento de la información:

- Microsoft excel, permitió el almacenamiento de datos, modelamiento de datos y desarrollo de tablas, figuras estadísticas.
- Microsoft word, sirvió para la descripción de los resultados obtenidos en el procesamiento de información.

CAPÍTULO V: RESULTADOS

5.1.- Descripción del diseño tecnológico

5.1.1.- Proceso de Aprendizaje desde la capa de entrada a capa de salida

El proceso de aprendizaje se aborda entrenando la red neuronal artificial a 49 unidades de entrenamiento o diseños de mezclas de concreto los cuales deben cumplir con los criterios expuestos en el capítulo 3.7 pero además de estos criterios debemos de tener en cuenta que los materiales de los diseños de mezclas deben de someterse a las normas técnicas correspondientes que establecen un estándar en sus características, no pueden tener variaciones fuera de lo permitido por las normas correspondientes, dicho de otra forma los materiales no deben de variar su calidad y características, de lo contrario se incorporara la red neuronal artificial variables no controladas que luego dañaran la calidad de los resultado en la capa de salida.

El entrenamiento se realiza con la interrelación de los datos transversalmente entre los datos de la capa de entrada y las capas ocultas

Interacción entre el algoritmo: (a/c - cemento - f'c)

A/C	cemento x1	fc x2	Estadísticas de la regresión							
0.50	595	547	Coefficiente de correlación múltiple	0.908915893						
0.50	470	468	Coefficiente de determinación R^2	0.826128101						
0.50	425	456	R^2 ajustado	0.818568453						
0.50	340	406	Error típico	0.043036191						
0.50	297	388	Observaciones	49						
0.50	276	341								
0.50	255	329	ANÁLISIS DE VARIANZA							
0.55	595	467		Grados de libertad	Suma de cuadrados	Promedio de los cuadrados	F	Valor crítico de F		
0.55	470	400	Regresión	2	0.405	0.202401	109.2813	3.35E-18		
0.55	425	389	Residuos	46	0.085	0.001852				
0.55	340	338	Total	48	0.490					
0.55	297	331								
0.55	276	291								
0.55	255	281								
0.60	595	372		Coefficientes	Error típico	Estadístico t	Probabilidad	Inferior 95%	Superior 95%	
0.60	470	318	Intercepción	β_n	0.02369	34.84956	1.02E-34	0.7780	0.8734	
0.60	425	310	Variable X1	0.0005	0.00006	8.55951	4.49E-11	0.0004	0.0007	
0.60	340	271	Variable X2	-0.0013	0.00009	-14.78386	4.3E-19	-0.0015	-0.0011	
0.60	297	264								
0.60	276	232								
0.60	255	224								
0.65	595	336								
0.65	470	287								
0.65	425	280								
0.65	340	244								
0.65	297	238								
0.65	276	211								
0.65	255	202								
0.70	595	324								
0.70	470	277								
0.70	425	270								
0.70	340	235								
0.70	297	230								
0.70	276	202								
0.70	255	195								
0.75	595	305								
0.75	470	290								
0.75	425	265								
0.75	340	231								
0.75	297	225								
0.75	276	198								
0.75	255	180								
0.80	595	270								
0.80	470	255								
0.80	425	240								
0.80	340	210								
0.80	297	190								
0.80	276	185								
0.80	255	160								

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2$$

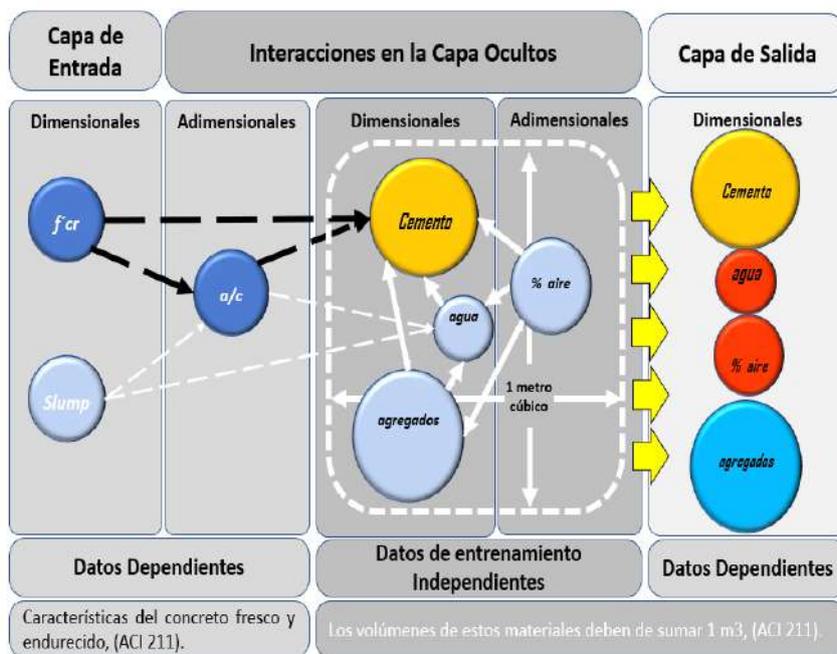


Figura 16.interacción entre capa de entrada y las capas ocultas (a/c, cemento, f'c).

Fuente: Propia

Interacción entre el algoritmo: (A/C - F'c - slump)

A/C	fc x1	slump x2	Estadísticas de la regresión								
0.50	547	10	Coeficiente de correlación múltiple		0.96944058						
0.50	468	9	Coeficiente de determinación R^2		0.939815038						
0.50	456	8	R^2 ajustado		0.9371983						
0.50	406	7	Error típico		0.025319966						
0.50	388	5	Observaciones		49						
0.50	341	2	ANÁLISIS DE VARIANZA								
0.55	467	12		Grados de libertad	Suma de cuadrados	Promedio de los cuadrados	F	Valor crítico de F			
0.55	400	11									
0.55	389	10	Regresión	2	0.460509	0.230254684	359.1553	8.48E-29			
0.55	338	9	Residuos	46	0.029491	0.000641101					
0.55	331	7	Total	48	0.49						
0.55	291	4									
0.55	281	2									
0.60	372	16		Coefficientes	Error típico	Estadístico t	Probabilidad	Inferior 95%	Superior 95%	Inferior 95.0%	Superior 95.0%
0.60	318	15	Intercepción	0.64535	0.01972	32.73021	1.63E-33	0.605658	0.685035	0.605658	0.685035
0.60	310	14	Variable X 1	-0.00059	0.00005	-12.82868	8.4E-17	-0.000681	-0.000497	-0.000681	-0.000497
0.60	271	13	Variable X 2	0.01254	0.00073	17.27867	9.65E-22	0.011082	0.014004	0.011082	0.014004
0.60	264	10									
0.60	232	6									
0.60	224	4									
0.65	336	19	$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2$								
0.65	287	17									
0.65	280	16									
0.65	244	14									
0.65	238	12									
0.65	211	10									
0.65	202	8									
0.70	324	21									
0.70	277	19									
0.70	270	18									
0.70	235	16									
0.70	230	14									
0.70	202	12									
0.70	195	10									
0.75	305	23									
0.75	290	21									
0.75	265	20									
0.75	231	19									
0.75	225	16									
0.75	198	14									
0.75	180	10									
0.80	270	25									
0.80	255	23									
0.80	240	22									
0.80	210	20									
0.80	190	18									
0.80	185	16									
0.80	160	13									

Figura 17. Interacción entre capa de entrada y las capas ocultas (a/c, f'c, slump).

Fuente: Propia

Interacción entre el algoritmo: (f'c - a/c - cemento)

fc	a/c	cemento	Estadísticas de la regresión						
547	0.50	595	Coefficiente de correlación múltiple	0.938493577					
468	0.50	470	Coefficiente de determinación R^2	0.880770193					
456	0.50	425	R^2 ajustado	0.875586289					
406	0.50	340	Error típico	30.12782314					
388	0.50	297	Observaciones	49					
341	0.50	276							
329	0.50	255	ANÁLISIS DE VARIANZA						
467	0.55	595		Grados de libertad	Suma de cuadrados	Promedio de los cuadrados	F	Valor crítico de F	
400	0.55	470							
389	0.55	425	Regresión	2	308440.3	154220.1465	169.9048	5.71E-22	
338	0.55	340	Residuos	46	41753.54	907.6857273			
331	0.55	297	Total	48	350193.8				
291	0.55	276							
281	0.55	255		Coefficientes	Error típico	Estadístico t	Probabilidad	Inferior 95%	Superior 95%
372	0.60	595		βn			ad		
318	0.60	470	Intercepción	534.290953	31.71742	16.84534961	2.66E-21	470.4471	598.1348
310	0.60	425	Variable X 1	-626.499558	43.03975	-14.55630194	7.75E-19	-713.1341	-539.865
271	0.60	340	Variable X 2	0.42629249	0.037691	11.31033332	7.03E-15	0.350425	0.50216
264	0.60	297							
232	0.60	276							
224	0.60	255							
336	0.65	595							
287	0.65	470							
280	0.65	425							
244	0.65	340							
238	0.65	297							
211	0.65	276							
202	0.65	255							
324	0.70	595							
277	0.70	470							
270	0.70	425							
235	0.70	340							
230	0.70	297							
202	0.70	276							
195	0.70	255							
305	0.75	595							
290	0.75	470							
265	0.75	425							
231	0.75	340							
225	0.75	297							
198	0.75	276							
180	0.75	255							
270	0.80	595							
255	0.80	470							
240	0.80	425							
210	0.80	340							
190	0.80	297							
185	0.80	276							
160	0.80	255							

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2$$

Figura 18. Interacción entre capa de entrada y las capas ocultas (f'c, a/c, cemento).

Fuente: Propia

Interacción entre el algoritmo: (a/c - f'c - slump)

A/C	fc	slump	Estadísticas de la regresión								
0.50	547	10	Coeficiente de correlación múltiple		0.96944058						
0.50	468	9	Coeficiente de determinación R^2		0.939815038						
0.50	456	8	R^2 ajustado		0.9371983						
0.50	406	7	Error típico		0.025319966						
0.50	388	5	Observaciones		49						
0.50	341	2									
0.50	329	1	ANÁLISIS DE VARIANZA								
0.55	467	12		Grados de libertad	Suma de cuadrados	Promedio de los cuadrados	F	Valor crítico de F			
0.55	400	11									
0.55	389	10	Regresión	2	0.460509	0.230254684	359.1553	8.48E-29			
0.55	338	9	Residuos	46	0.029491	0.000641101					
0.55	331	7	Total	48	0.49						
0.55	291	4									
0.55	281	2		Coefficientes	Error típico	Estadístico t	Probabilidad	Inferior 95%	Superior 95%	Inferior 95.0%	Superior 95.0%
0.60	372	16									
0.60	318	15	Intercepción	0.64535	0.01972	32.73021	1.63E-33	0.605658	0.685035	0.605658	0.685035
0.60	310	14	Variable X 1	-0.00059	0.00005	-12.82868	8.4E-17	-0.000681	-0.000497	-0.000681	-0.000497
0.60	271	13	Variable X 2	0.01254	0.00073	17.27867	9.65E-22	0.011082	0.014004	0.011082	0.014004
0.60	264	10									
0.60	232	6									
0.60	224	4	$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2$								
0.65	336	19									
0.65	287	17									
0.65	280	16									
0.65	244	14									
0.65	238	12									
0.65	211	10									
0.65	202	8									
0.70	324	21									
0.70	277	19									
0.70	270	18									
0.70	235	16									
0.70	230	14									
0.70	202	12									
0.70	195	10									
0.75	305	23									
0.75	290	21									
0.75	265	20									
0.75	231	19									
0.75	225	16									
0.75	198	14									
0.75	180	10									
0.80	270	25									
0.80	255	23									
0.80	240	22									
0.80	210	20									
0.80	190	18									
0.80	185	16									
0.80	160	13									

Capa de Entrada

Dimensionales: f'_{er} , Slump

Adimensionales: a/c

Datos Dependientes: Características del concreto fresco y endurecido, (ACI 211).

Interacciones en la Capa Ocultos

Dimensionales: Cemento, agua, agregados

Adimensionales: % aire

Datos de entrenamiento Independientes: Los volúmenes de estos materiales deben de sumar 1 m3, (ACI 211).

Capa de Salida

Dimensionales: Cemento, agua, % aire, agregados

Datos Dependientes:

Figura 19 . Interacción entre capa de entrada y las capas ocultas (f'c, a/c, slump).

Fuente: Propia

Interacción entre el algoritmo: (f'c . a/c - agregados)

fc	a/c	agregado fino (kg)									
547	0.50	660	Coeficiente de correlación múltiple		0.929005114						
468	0.50	802	Coeficiente de determinación R^2		0.863050502						
456	0.50	853	R^2 ajustado		0.857096176						
406	0.50	949	Error típico		32.28907139						
388	0.50	997	Observaciones		49						
341	0.50	1021									
329	0.50	1045									
467	0.55	619		Grados de libertad	Suma de cuadrados	Promedio de los cuadrados	F	Valor crítico de F			
400	0.55	769									
389	0.55	823	Regresión	2	302235	151117.4833	144.9451	1.38E-20			
338	0.55	925	Residuos	46	47958.87	1042.584131					
331	0.55	977	Total	48	350193.8						
291	0.55	1002									
281	0.55	1027		Coeficientes	Error típico	Estadístico t	Probabilidad	Inferior 95%	Superior 95%	Inferior 95.0%	Superior 95.0%
372	0.60	578									
318	0.60	737	Intercepción	1055.53778	46.31804	22.78891091	1.06E-26	962.3044	1148.771	962.3044	1148.771
310	0.60	794	Variable X 1	-787.549483	48.72123	-16.16439964	1.35E-20	-885.6202	-689.4787	-885.6202	-689.4787
271	0.60	902	Variable X 2	-0.30856095	0.030052	-10.26742031	1.75E-13	-0.369053	-0.248069	-0.369053	-0.248069
264	0.60	956									
232	0.60	983									
224	0.60	1010	$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2$								
336	0.65	538									
287	0.65	705									
280	0.65	765									
244	0.65	879									
238	0.65	936									
211	0.65	964									
202	0.65	992									
324	0.70	497									
277	0.70	672									
270	0.70	736									
235	0.70	855									
230	0.70	916									
202	0.70	945									
195	0.70	975									
305	0.75	456									
290	0.75	640									
265	0.75	706									
231	0.75	832									
225	0.75	895									
198	0.75	926									
180	0.75	957									
270	0.80	415									
255	0.80	608									
240	0.80	677									
210	0.80	808									
190	0.80	875									
185	0.80	907									
160	0.80	940									

Capa de Entrada

Dimensionales: f'cr, Slump

Adimensionales: a/c

Datos Dependientes

Características del concreto fresco y endurecido, (ACI 211).

Interacciones en la Capa Ocultos

Dimensionales: Cemento, agua

Adimensionales: % aire

Datos de entrenamiento Independientes

Los volúmenes de estos materiales deben de sumar 1 m3, (ACI 211).

Dimensionales: agregados

Adimensionales: 1 metro cúbico

Datos Dependientes

Capa de Salida

Dimensionales: Cemento, agua, % aire, agregados

Datos Dependientes

Figura 20 .interacción entre capa de entrada y las capas ocultas (f'c, a/c, agregados).

Fuente: Propia

Interacción entre el algoritmo: (f'c - a/c - agregados)

fc	a/c	agregado grueso (kg)										
547	0.50	658	Coeficiente de correlación múltiple		0.928935051							
468	0.50	799	Coeficiente de determinación R^2		0.862920329							
456	0.50	849	R^2 ajustado		0.856960343							
406	0.50	945	Error típico		32.30441343							
388	0.50	994	Observaciones		49							
341	0.50	1017										
329	0.50	1041										
467	0.55	617		Grados de libertad	Suma de cuadrados	Promedio de los cuadrados	F	Valor crítico de F				
400	0.55	767										
389	0.55	820	Regresión	2	302189.4	151094.6903	144.7856	1.41E-20				
338	0.55	922	Residuos	46	48004.46	1043.575127						
331	0.55	973	Total	48	350193.8							
291	0.55	998										
281	0.55	1024		Coefficientes	Error típico	Estadístico t	Probabilidad	Inferior 95%	Superior 95%	Inferior 95.0%	Superior 95.0%	
372	0.60	576										
318	0.60	734	Intercepción	1055.23798	46.32346	22.77977295	1.08E-26	961.9937	1148.482	961.9937	1148.482	
310	0.60	791	Variable X 1	-787.285558	48.73715	-16.15370387	1.39E-20	-885.3884	-689.1828	-885.3884	-689.1828	
271	0.60	899	Variable X 2	-0.30950752	0.030165	-10.26041563	1.79E-13	-0.370227	-0.248788	-0.370227	-0.248788	
264	0.60	953										
232	0.60	980										
224	0.60	1006										
336	0.65	536										
287	0.65	702										
280	0.65	762										
244	0.65	875										
238	0.65	933										
211	0.65	961										
202	0.65	989										
324	0.70	495										
277	0.70	670										
270	0.70	733										
235	0.70	852										
230	0.70	912										
202	0.70	942										
195	0.70	971										
305	0.75	454										
290	0.75	638										
265	0.75	704										
231	0.75	829										
225	0.75	892										
198	0.75	923										
180	0.75	954										
270	0.80	413										
255	0.80	606										
240	0.80	675										
210	0.80	806										
190	0.80	872										
185	0.80	904										
160	0.80	936										

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2$$

Figura 21. Interacción entre capa de entrada y las capas ocultas (f'c, a/c, agregados).

Fuente: Propia

Interacción entre el algoritmo: (f'c - a/c - agua)

fc	a/c	agua	Estadísticas de la regresión						
547	0.50	298	Coefficiente de correlación múltiple	0.923070842					
468	0.50	235	Coefficiente de determinación R^2	0.85205978					
456	0.50	213	R^2 ajustado	0.845627596					
406	0.50	170	Error típico	33.55973041					
388	0.50	149	Observaciones	49					
341	0.50	138							
329	0.50	128							
467	0.55	327							
400	0.55	259							
389	0.55	234	Regresión	2	298386.1	149193.0416	132.4682	8.17E-20	
338	0.55	187	Residuos	46	51807.75	1126.255505			
331	0.55	163	Total	48	350193.8				
291	0.55	152							
281	0.55	140							
372	0.60	357							
318	0.60	282	Intercepción	696.160301	31.52924	22.0798325	4.04E-26	632.6952	759.6254
310	0.60	255	Variable X 1	-861.73607	53.7224	-16.04053414	1.83E-20	-969.8737	-753.5985
271	0.60	204	Variable X 2	0.61950925	0.06384	9.704158122	1.05E-12	0.491007	0.748012
264	0.60	178							
232	0.60	166							
224	0.60	153							
336	0.65	387							
287	0.65	306							
280	0.65	276							
244	0.65	221							
238	0.65	193							
211	0.65	179							
202	0.65	166							
324	0.70	417							
277	0.70	329							
270	0.70	298							
235	0.70	238							
230	0.70	208							
202	0.70	193							
195	0.70	179							
305	0.75	446							
290	0.75	353							
265	0.75	319							
231	0.75	255							
225	0.75	223							
198	0.75	207							
180	0.75	191							
270	0.80	476							
255	0.80	376							
240	0.80	340							
210	0.80	272							
190	0.80	238							
185	0.80	221							
160	0.80	204							

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2$$

Figura 22 .Interacción entre capa de entrada y las capas ocultas (f'c, a/c, agua).

Fuente: Propia

Interacción entre el algoritmo: (slump - a/c - cemento)

slump	a/c	cemento	Estadísticas de la regresión								
10	0.50	595	Coeficiente de correlación múltiple		0.960538758						
9	0.50	470	Coeficiente de determinación R^2		0.922634705						
8	0.50	425	R^2 ajustado		0.919270996						
7	0.50	340	Error típico		1.717388472						
5	0.50	297	Observaciones		49						
2	0.50	276									
1	0.50	255									
12	0.55	595		Grados de libertad	Suma de cuadrados	Promedio de los cuadrados	F	Valor crítico de F			
11	0.55	470									
10	0.55	425	Regresión	2	1618	809.000002	274.2909	2.73E-26			
9	0.55	340	Residuos	46	135.6735	2.949423162					
7	0.55	297	Total	48	1753.673						
4	0.55	276									
2	0.55	255		Coefficientes	Error típico	Estadístico t	Probabilidad	Inferior 95%	Superior 95%	Inferior 95.0%	Superior 95.0%
16	0.60	595	Intercepción	-28.3155788	1.808001	-15.66126585	4.66E-20	-31.9549	-24.67626	-31.9549	-24.67626
15	0.60	470	Variable X 1	46.2244898	2.453412	18.84089907	2.92E-23	41.28603	51.16295	41.28603	51.16295
14	0.60	425	Variable X 2	0.0298943	0.002148	13.91410682	4.24E-18	0.02557	0.034219	0.02557	0.034219
13	0.60	340									
10	0.60	297									
6	0.60	276									
4	0.60	255									
19	0.65	595									
17	0.65	470									
16	0.65	425									
14	0.65	340									
12	0.65	297									
10	0.65	276									
8	0.65	255									
21	0.70	595									
19	0.70	470									
18	0.70	425									
16	0.70	340									
14	0.70	297									
12	0.70	276									
10	0.70	255									
23	0.75	595									
21	0.75	470									
20	0.75	425									
19	0.75	340									
16	0.75	297									
14	0.75	276									
10	0.75	255									
25	0.80	595									
23	0.80	470									
22	0.80	425									
20	0.80	340									
18	0.80	297									
16	0.80	276									
13	0.80	255									

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2$$

Figura 23. Interacción entre capa de entrada y las capas ocultas (slump, a/c, cemento).

Fuente: Propia

Interacción entre el algoritmo: (slump - a/c - agua)

slump	a/c	agua	Estadísticas de la regresión						
10	0.50	298	Coefficiente de correlación múltiple	0.960178593					
9	0.50	235	Coefficiente de determinación R^2	0.92194293					
8	0.50	213	R^2 ajustado	0.918549144					
7	0.50	170	Error típico	1.725049543					
5	0.50	149	Observaciones	49					
2	0.50	138							
1	0.50	128							
12	0.55	327							
11	0.55	259							
10	0.55	234	Regresión	2	1616.787	808.3934284	271.6562	3.35E-26	
9	0.55	187	Residuos	46	136.8866	2.975795926			
7	0.55	163	Total	48	1753.673				
4	0.55	152							
2	0.55	140							
16	0.60	357							
15	0.60	282	Intercepción	-16.9642857	1.620677	-10.46740408	9.33E-14	-20.22654	-13.70203
14	0.60	255	Variable X 1	28.9823782	2.761459	10.49531469	8.55E-14	23.42385	34.54091
13	0.60	204	Variable X 2	0.04540812	0.003282	13.8375905	5.21E-18	0.038803	0.052013
10	0.60	178							
6	0.60	166							
4	0.60	153							
19	0.65	387							
17	0.65	306							
16	0.65	276							
14	0.65	221							
12	0.65	193							
10	0.65	179							
8	0.65	166							
21	0.70	417							
19	0.70	329							
18	0.70	298							
16	0.70	238							
14	0.70	208							
12	0.70	193							
10	0.70	179							
23	0.75	446							
21	0.75	353							
20	0.75	319							
19	0.75	255							
16	0.75	223							
14	0.75	207							
10	0.75	191							
25	0.80	476							
23	0.80	376							
22	0.80	340							
20	0.80	272							
18	0.80	238							
16	0.80	221							
13	0.80	204							

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2$$

Figura 24 Interacción entre capa de entrada y las capas ocultas (slump, a/c, agua).

Fuente: Propia

Interacción entre el algoritmo: (slump - a/c - agregado)

slump	a/c	agregado fino (kg)	Estadísticas de la regresión					
10	0.50	660	Coeficiente de correlación múltiple		0.961165371			
9	0.50	802	Coeficiente de determinación R^2		0.92383887			
8	0.50	853	R^2 ajustado		0.920527516			
7	0.50	949	Error típico		1.703970766			
5	0.50	997	Observaciones		49			
2	0.50	1021						
1	0.50	1045						
12	0.55	619		Grados de libertad	Suma de cuadrados	Promedio de los cuadrados	F	Valor crítico de F
11	0.55	769						
10	0.55	823	Regresión	2	1620.112	810.0558581	278.9913	1.9E-26
9	0.55	925	Residuos	46	133.5618	2.903516373		
7	0.55	977	Total	48	1753.673			
4	0.55	1002						
2	0.55	1027		Coefficientes	Error típico	Estadístico t	Probabilidad ad	Inferior 95%
16	0.60	578						Superior 95%
15	0.60	737	Intercepción	8.9870312	2.444313	3.67671066	0.000616	4.066885
14	0.60	794	Variable X1	34.5947748	2.571135	13.45506039	1.47E-17	29.41935
13	0.60	902	Variable X2	-0.02228176	0.001586	-14.04957875	2.95E-18	-0.025474
10	0.60	956						
6	0.60	983						
4	0.60	1010						
19	0.65	538						
17	0.65	705						
16	0.65	765						
14	0.65	879						
12	0.65	936						
10	0.65	964						
8	0.65	992						
21	0.70	497						
19	0.70	672						
18	0.70	736						
16	0.70	855						
14	0.70	916						
12	0.70	945						
10	0.70	975						
23	0.75	456						
21	0.75	640						
20	0.75	706						
19	0.75	832						
16	0.75	895						
14	0.75	926						
10	0.75	957						
25	0.80	415						
23	0.80	608						
22	0.80	677						
20	0.80	808						
18	0.80	875						
16	0.80	907						
13	0.80	940						

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2$$

The diagram illustrates the interaction between the input layer and hidden layers. The input layer (Capa de Entrada) contains 'slump' and 'a/c'. The hidden layer (Interacciones en la Capa Ocultas) contains 'Cemento', 'agua', and '% aire'. The output layer (Capa de Salida) contains 'Cemento', 'agua', '% aire', and 'agregados'. The diagram also shows the statistical data from the regression analysis and the volume constraint equation: $Los volúmenes de estos materiales deben de sumar 1 m^3, (ACI 211).$

Figura 25. Interacción entre capa de entrada y las capas ocultas (slump, a/c, agregados).

Fuente: Propia

Los resultados del entrenamiento se analizan en un cuadro sinóptico en donde se agrupan los datos del análisis estadístico y se resuelve la ruta más confiable de la interacción de datos

Tabla 3. Validación de los algoritmos.

Y = $\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2$			N° de muestras	Error típico	R ² ajustado	Coefficiente de determinación R ²	Coefficiente de correlación múltiple	resultado
a/c	fc	slump	49	0.02531997	0.9371983	0.939815038	0.96944058	acceptable
slump	a/c	cemento	49	1.71738847	0.919271	0.922634705	0.960538758	acceptable
slump	a/c	agregado fino (kg)	49	1.70397077	0.92052752	0.92383887	0.961165371	acceptable
slump	a/c	agua	49	1.72504954	0.91854914	0.92194293	0.960178593	
fc	a/c	cemento	49	30.1278231	0.87558629	0.880770193	0.938493577	
fc	a/c	agregado fino (kg)	49	32.2890714	0.85709618	0.863050502	0.929005114	
fc	a/c	agregado grueso (kg)	49	32.3044134	0.85696034	0.862920329	0.928935051	
fc	a/c	agua	49	33.5597304	0.8456276	0.85205978	0.923070842	

Fuente: Propia

Como resultado tenemos los siguientes algoritmos que han logrado reflejar el comportamiento del concreto frente a la resistencia del concreto ($f'c$) y al asentamiento (slump):

5.1.2.- Primer algoritmo o algoritmo de a/c

Este algoritmo ha ganado la mejor calificación estadística, para la calificación se basó en los datos del R² ajustado (0.9371) y este es el que más se acerca a 1 de todas las correlaciones analizadas.

$$\frac{a}{c} = \beta_0 + \beta_1(f'c) + \beta_2(\text{slump})$$

Ecuación 11, primer algoritmo.

Tabla 4. Coeficientes del algoritmo de la relación a/c.

	Coefficientes	Error típico	Estadístico t	Probabilidad	Inferior 95%	Superior 95%	Inferior 95.0%	Superior 95.0%
Intercepción	0.64535	0.01972	32.73021	1.63E-33	0.605658	0.685035	0.605658	0.685035
Variable X 1	-0.00059	0.00005	-12.82868	8.4E-17	-0.000681	-0.000497	-0.000681	-0.000497
Variable X 2	0.01254	0.00073	17.27867	9.65E-22	0.011082	0.014004	0.011082	0.014004

Fuente: Propia

$$\frac{a}{c} = 0.64535 - 0.00059(f'c) + 0.01254(\text{slump})$$

Ecuación 12, fórmula permite obtener el primer dato relacionado (a/c).

5.1.3.- Segundo algoritmo o algoritmo del cemento

Este algoritmo ha pasado la calificación estadística, para la calificación se basó en los datos del R^2 ajustado (0.919271) y este es el segundo que más se acerca a 1 de todas las correlaciones analizadas.

$$((slump) - \beta_1 \left(\frac{a}{c}\right) - \beta_0) \left(\frac{1}{\beta_2}\right) = cemento$$

Ecuación 13, segundo algoritmo.

Tabla 5. Coeficientes del algoritmo del cemento.

	Coeficientes	Error típico	Estadístico t	Probabilidad	Inferior 95%	Superior 95%	Inferior 95.0%	Superior 95.0%
	-28.3155788	1.808001	-15.66126585	4.66E-20	-31.9549	-24.67626	-31.9549	-24.67626
	46.2244898	2.453412	18.84089907	2.92E-23	41.28603	51.16295	41.28603	51.16295
	0.0298943	0.002148	13.91410682	4.24E-18	0.02557	0.034219	0.02557	0.034219

Fuente: Propia

$$\begin{aligned} peso\ del\ cemento &= ((slump) - 46.22449 \left(\frac{a}{c}\right) + 28.31558) \left(\frac{1}{0.02989}\right) \\ &= ((slump) - 46.22449(0.64535 - 0.00059(f'c) + 0.01254(slump)) \\ &\quad + 28.31558) \left(\frac{1}{0.02989}\right) \\ &= ((0.02727(f'c) - 29.83097 + 0.42035(slump)) \\ &\quad + 28.31558) \left(\frac{1}{0.02989}\right) \end{aligned}$$

Ecuación 14, segundo algoritmo.

5.1.4.- Tercer algoritmo o algoritmo del agregado fino

Este algoritmo ha pasado la calificación estadística, para la calificación se basó en los datos del R^2 ajustado (0.92052).

Tabla 6. Coeficientes del algoritmo del agregado fino.

	Coeficientes	Error típico	Estadístico t	Probabilidad	Inferior 95%	Superior 95%	Inferior 95.0%	Superior 95.0%
	8.9870312	2.444313	3.67671066	0.000616	4.066885	13.90718	4.066885	13.90718
	34.5947748	2.571135	13.45506039	1.47E-17	29.41935	39.7702	29.41935	39.7702
	-0.02228176	0.001586	-14.04957875	2.95E-18	-0.025474	-0.019089	-0.025474	-0.019089

Fuente: Propia

$$slump = 8.98703 + 34.59477(a/c) - 0.02228(\text{agregado fino})$$

$$\text{agregado fino} = \frac{1}{0.02228} (8.98703 + 34.59477(a/c) - slump)$$

Ecuación 15, tercer algoritmo.

5.1.5.- Cuarto algoritmo o peso del agua

Este algoritmo es una relación que existe desde las investigaciones hechas por Duf Abrams en 1915, y es una relación muy básica, si la usamos para calcular el peso del agua entonces la relación sería la siguiente:

$$\frac{a}{c} = \frac{\text{peso del agua}}{\text{peso del cemento}}$$

$$\text{peso del agua} = \left(\frac{a}{c}\right)(\text{peso del cemento})$$

Ecuación 16, cuarto algoritmo.

5.1.6.- Quinto algoritmo o peso del agregado grueso

Este algoritmo es una indicación convencional del código ACI 211, que establece que la sumatoria de los volúmenes absolutos de los materiales incluyendo el aire atrapado debería sumar 1 metro cúbico o 1 yarda cubica, según sea el sistema métrico que sea usado en la zona en donde se realiza el diseño de mezclas, en el Perú se debe usar 1 metro cúbico.

$$\begin{aligned} \text{agregado grueso} &= (\text{densidad agregado grueso})[1 - (\text{vol. cemento} \\ &+ \text{vol. agua} + \text{vol. agregado fino} + 0.03)] \end{aligned}$$

Ecuación 17, quinto algoritmo.

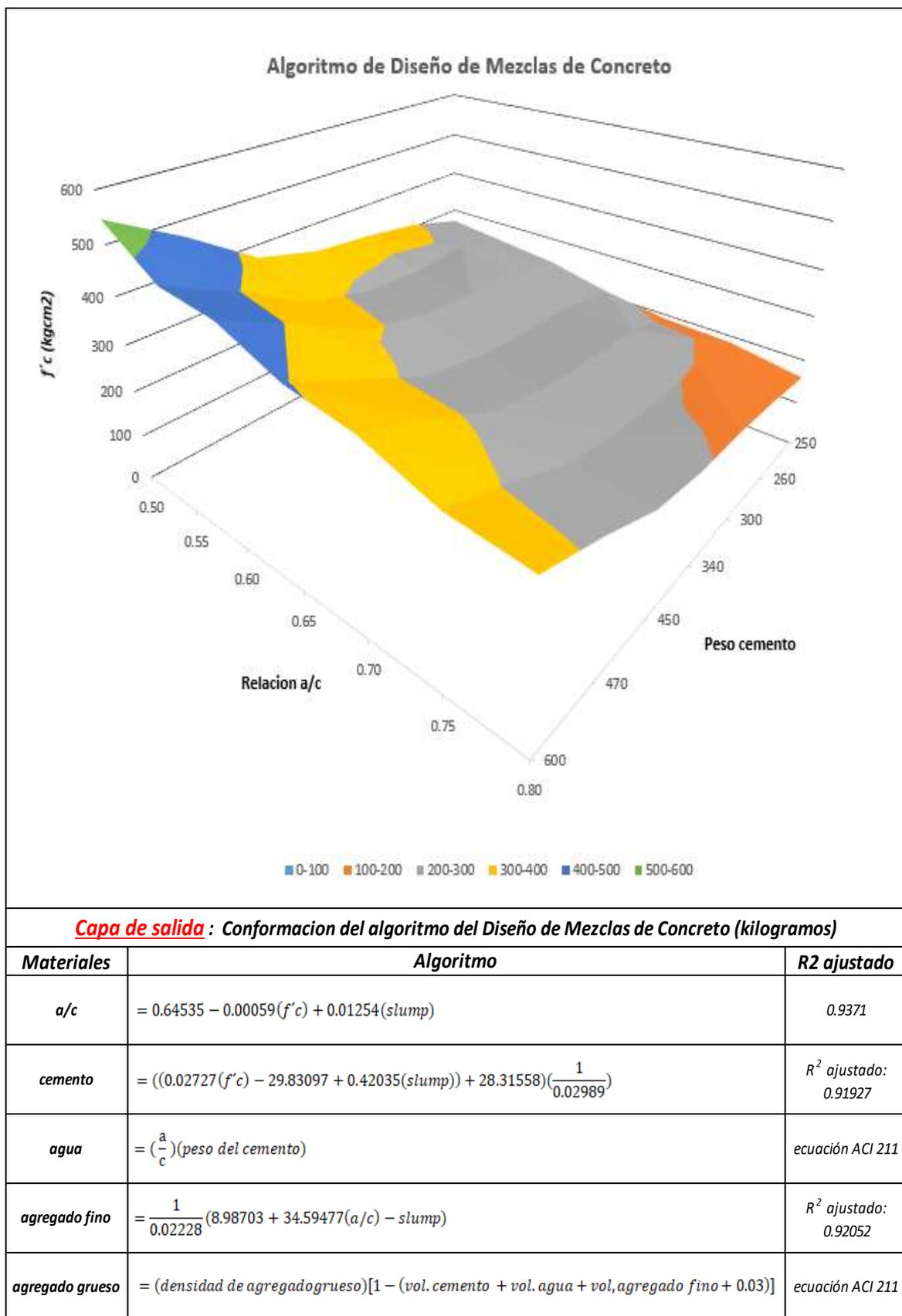


Figura 26 .Algoritmo de diseño de mezcla de concreto

Fuente: Propia

5.2.- Descripción de Resultados

5.2.1. Descripción de resultado de entrenamiento con $a/c = 0.50$

En la tabla 7 se tiene los resultados del entrenamiento de la inteligencia artificial tomando como datos de referencia del entrenamiento con un $a/c = 0.50$

Tabla 7. Grupo de unidad de entrenamiento con $a/c = 0.50$

N°	VARIABLE DEPENDIENTE			VARIABLE INDEPENDIENTE			
	A/C	fc (kg/cm ²)	slump (cm)	cemento (kg)	agua (kg)	agregado fino (kg)	ag. grueso huso 67 (kg)
1	0.50	547	10	595	297.5	660	658
2	0.50	468	9	470	235	802	799
3	0.50	456	8	425	212.5	853	849
4	0.50	406	7	340	170	949	945
5	0.50	388	5	297	148.5	997	994
6	0.50	341	2	276	138	1021	1017
7	0.50	329	1	255	127.5	1045	1041

Fuente: Propia - CISACPERU Laboratorio de Mecánica de Suelos, Asfalto y Concreto.

La figura 27 muestra el $f'c$ (kg/cm²), slump (cm), cemento (kg), agua (kg), agregado fino (kg), agregado grueso huso 67 (kg) utilizado para un $a/c = 0.50$

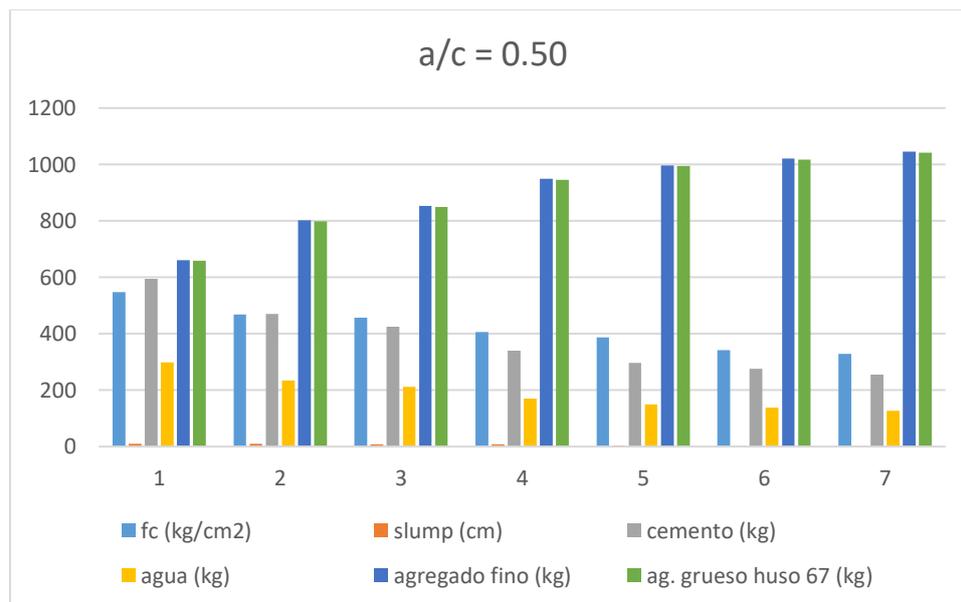


Figura 27. Componentes de la mezcla para un $a/c = 0.50$

Fuente: Propia

5.2.2. Descripción de resultado de entrenamiento con $a/c = 0.55$

En la tabla 8 se tiene los resultados del entrenamiento de la inteligencia artificial tomando como datos de referencia del entrenamiento con un $a/c = 0.55$

Tabla 8. Grupo de unidad de entrenamiento con $a/c = 0.55$

N°	A/C	VARIABLE DEPENDIENTE			VARIABLE INDEPENDIENTE		
		f_c (kg/cm ²)	slump (cm)	cemento (kg)	agua (kg)	agregado fino (kg)	ag. grueso huso 67 (kg)
8	0.55	466.80	12.00	595.00	327.25	619.00	617.00
9	0.55	400.00	11.00	470.00	258.50	769.00	767.00
10	0.55	389.00	10.00	425.00	233.75	823.00	820.00
11	0.55	338.00	9.00	340.00	187.00	925.00	922.00
12	0.55	331.00	7.00	297.00	163.35	977.00	973.00
13	0.55	291.00	4.00	276.00	151.80	1002.00	998.00
14	0.55	281.05	2.00	255.00	140.25	1027.00	1024.00

Fuente: Propia - CISACPERU Laboratorio de Mecánica de Suelos, Asfalto y Concreto.

La figura 28 muestra el f_c (kg/cm²), slump (cm), cemento (kg), agua (kg), agregado fino (kg), agregado grueso huso 67 (kg) utilizado para un $a/c = 0.55$

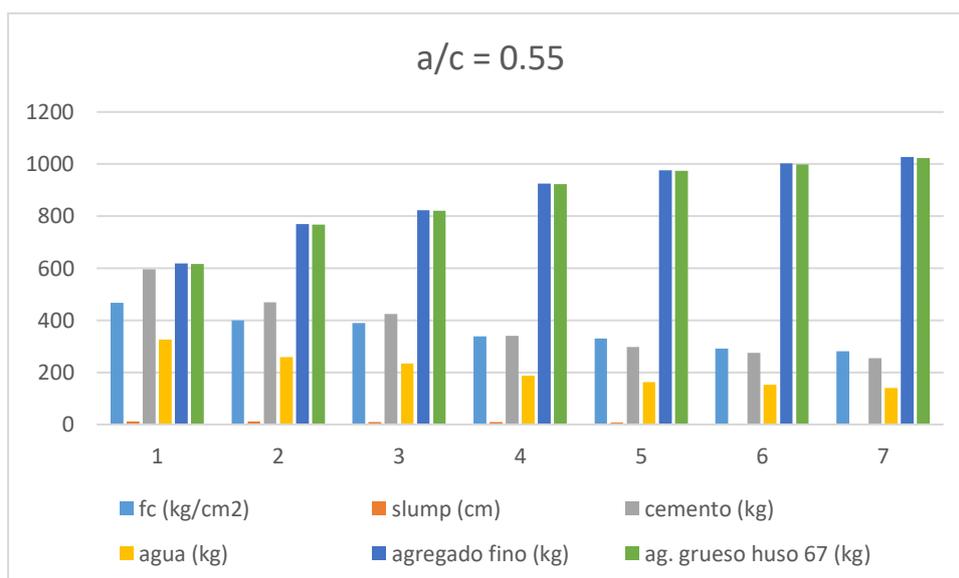


Figura 28. Componentes de la mezcla para un $a/c = 0.55$

Fuente: Propia

5.2.3. Descripción de resultado de entrenamiento con $a/c = 0.60$

En la tabla 9 se tiene los resultados del entrenamiento de la inteligencia artificial tomando como datos de referencia del entrenamiento con un $a/c = 0.60$

Tabla 9. Grupo de unidad de entrenamiento con $a/c = 0.60$

N°	VARIABLE DEPENDIENTE			VARIABLE INDEPENDIENTE			
	A/C	f_c (kg/cm ²)	slump (cm)	cemento (kg)	agua (kg)	agregado fino (kg)	ag. grueso huso 67 (kg)
15	0.60	372.00	16.00	595.00	357.00	578.00	576.00
16	0.60	318.27	15.00	470.00	282.00	737.00	734.00
17	0.60	310.00	14.00	425.00	255.00	794.00	791.00
18	0.60	271.00	13.00	340.00	204.00	902.00	899.00
19	0.60	263.50	10.00	297.00	178.20	956.00	953.00
20	0.60	231.88	6.00	276.00	165.60	983.00	980.00
21	0.60	223.98	4.00	255.00	153.00	1010.00	1006.00

Fuente: Propia - CISACPERU Laboratorio de Mecánica de Suelos, Asfalto y Concreto.

La figura 29 muestra el f_c (kg/cm²), slump (cm), cemento (kg), agua (kg), agregado fino (kg), agregado grueso huso 67 (kg) utilizado para un $a/c = 0.60$

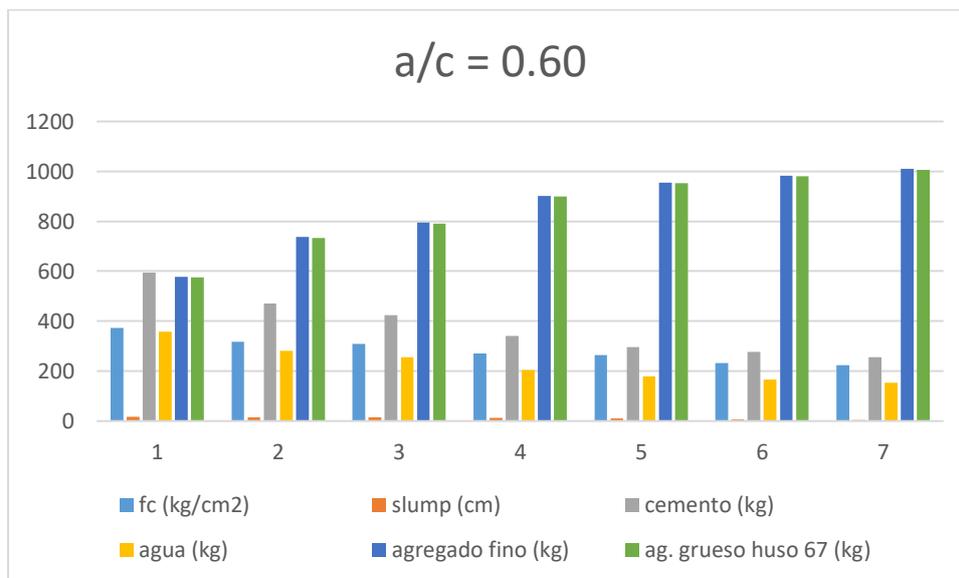


Figura 29. Componentes de la mezcla para un $a/c = 0.60$

Fuente: Propia

5.2.4. Descripción de resultado de entrenamiento con $a/c = 0.65$

En la tabla 10 se tiene los resultados del entrenamiento de la inteligencia artificial tomando como datos de referencia del entrenamiento con un $a/c = 0.65$

Tabla 10. Componentes de la mezcla para un $a/c = 0.65$

N°	VARIABLE DEPENDIENTE			VARIABLE INDEPENDIENTE			
	A/C	f_c (kg/cm ²)	slump (cm)	cemento (kg)	agua (kg)	agregado fino (kg)	ag. grueso huso 67 (kg)
22	0.65	336.00	19.00	595.00	386.75	538.00	536.00
23	0.65	287.47	17.00	470.00	305.50	705.00	702.00
24	0.65	280.00	16.00	425.00	276.25	765.00	762.00
25	0.65	243.60	14.00	340.00	221.00	879.00	875.00
26	0.65	238.00	12.00	297.00	193.05	936.00	933.00
27	0.65	211.00	10.00	276.00	179.40	964.00	961.00
28	0.65	202.30	8.00	255.00	165.75	992.00	989.00

Fuente: Propia - CISACPERU Laboratorio de Mecánica de Suelos, Asfalto y Concreto.

La figura 30 muestra el f_c (kg/cm²), slump (cm), cemento (kg), agua (kg), agregado fino (kg), agregado grueso huso 67 (kg) utilizado para un $a/c = 0.65$

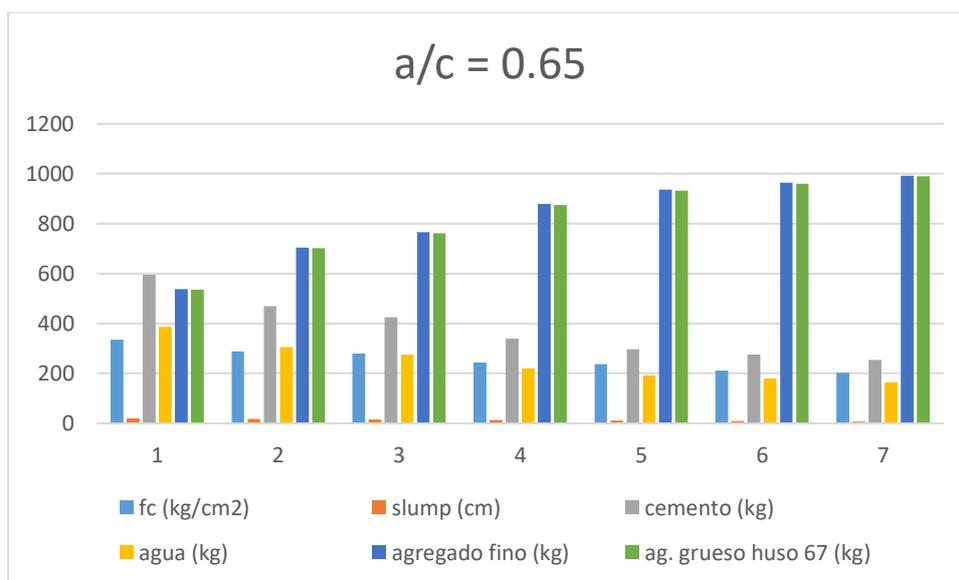


Figura 30. Componentes de la mezcla para un $a/c = 0.65$

Fuente: Propia

5.2.5. Descripción de resultado de entrenamiento con $a/c = 0.70$

En la tabla 11 se tiene los resultados del entrenamiento de la inteligencia artificial tomando como datos de referencia del entrenamiento con un $a/c = 0.70$

Tabla 11. Componentes de la mezcla para un $a/c = 0.70$

N°	VARIABLE DEPENDIENTE			VARIABLE INDEPENDIENTE			
	A/C	f_c (kg/cm ²)	slump (cm)	cemento (kg)	agua (kg)	agregado fino (kg)	ag. grueso huso 67 (kg)
29	0.70	324.00	21.00	595.00	416.50	497.00	495.00
30	0.70	277.20	19.00	470.00	329.00	672.00	670.00
31	0.70	270.00	18.00	425.00	297.50	736.00	733.00
32	0.70	234.90	16.00	340.00	238.00	855.00	852.00
33	0.70	229.50	14.00	297.00	207.90	916.00	912.00
34	0.70	201.96	12.00	276.00	193.20	945.00	942.00
35	0.70	195.08	10.00	255.00	178.50	975.00	971.00

Fuente: Propia - CISACPERU Laboratorio de Mecánica de Suelos, Asfalto y Concreto.

La figura 31 muestra el f_c (kg/cm²), slump (cm), cemento (kg), agua (kg), agregado fino (kg), agregado grueso huso 67 (kg) utilizado para un $a/c = 0.70$

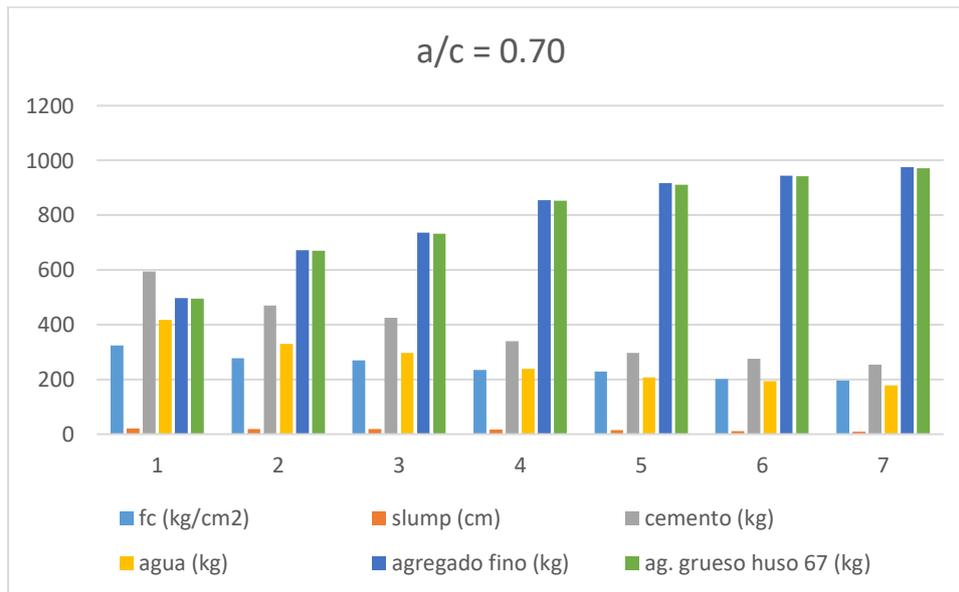


Figura 31. Componentes de la mezcla para un $a/c = 0.70$

Fuente: Propia

5.2.6. Descripción de resultado de entrenamiento con $a/c = 0.75$

En la tabla 12 se tiene los resultados del entrenamiento de la inteligencia artificial tomando como datos de referencia del entrenamiento con un $a/c = 0.75$

Tabla 12. Componentes de la mezcla para un $a/c = 0.75$

N°	VARIABLE DEPENDIENTE				VARIABLE INDEPENDIENTE		
	A/C	f_c (kg/cm ²)	slump (cm)	cemento (kg)	agua (kg)	agregado fino (kg)	ag. grueso huso 67 (kg)
36	0.75	305.00	23.00	595.00	446.25	456.00	454.00
37	0.75	290.00	21.00	470.00	352.50	640.00	638.00
38	0.75	265.00	20.00	425.00	318.75	706.00	704.00
39	0.75	230.55	19.00	340.00	255.00	832.00	829.00
40	0.75	225.25	16.00	297.00	222.75	895.00	892.00
41	0.75	198.22	14.00	276.00	207.00	926.00	923.00
42	0.75	180.00	10.00	255.00	191.25	957.00	954.00

Fuente: Propia - CISACPERU Laboratorio de Mecánica de Suelos, Asfalto y Concreto.

La figura 32 muestra el f_c (kg/cm²), slump (cm), cemento (kg), agua (kg), agregado fino (kg), agregado grueso huso 67 (kg) utilizado para un $a/c = 0.75$

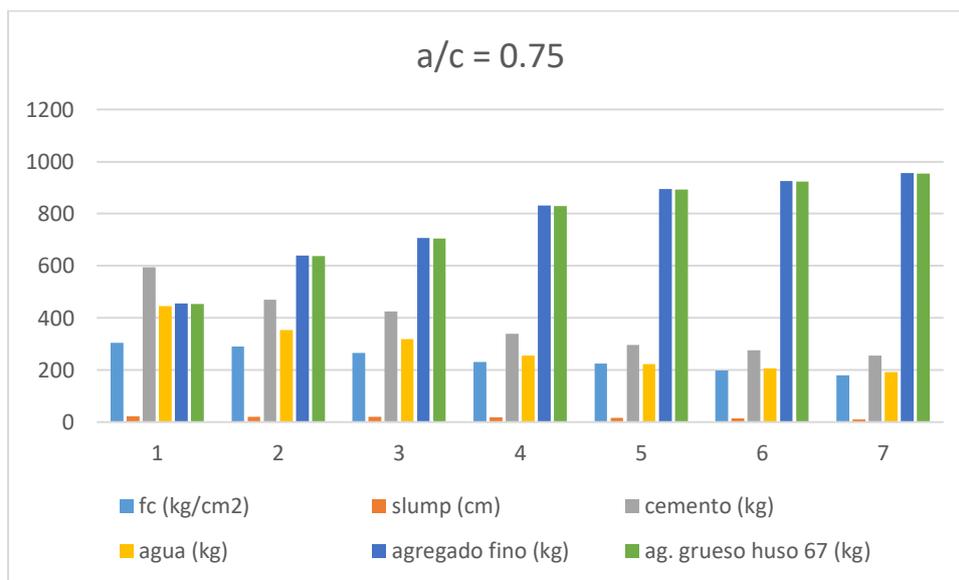


Figura 32. Componentes de la mezcla para un $a/c = 0.75$

Fuente: Propia

5.2.7. Descripción de resultado de entrenamiento con $a/c = 0.80$

En la tabla 13 se tiene los resultados del entrenamiento de la inteligencia artificial tomando como datos de referencia del entrenamiento con un $a/c = 0.80$

Tabla 13. Componentes de la mezcla para un $a/c = 0.80$

N°	VARIABLE DEPENDIENTE				VARIABLE INDEPENDIENTE		
	A/C	f_c (kg/cm ²)	slump (cm)	cemento (kg)	agua (kg)	agregado fino (kg)	ag. grueso huso 67 (kg)
43	0.80	270.00	25.00	595.00	476.00	415.00	413.00
44	0.80	255.00	23.00	470.00	376.00	608.00	606.00
45	0.80	240.00	22.00	425.00	340.00	677.00	675.00
46	0.80	210.00	20.00	340.00	272.00	808.00	806.00
47	0.80	190.00	18.00	297.00	237.60	875.00	872.00
48	0.80	185.00	16.00	276.00	220.80	907.00	904.00
49	0.80	160.00	13.00	255.00	204.00	940.00	936.00

Fuente: Propia - CISACPERU Laboratorio de Mecánica de Suelos, Asfalto y Concreto.

La figura 33 muestra el f_c (kg/cm²), slump (cm), cemento (kg), agua (kg), agregado fino (kg), ag. grueso huso 67 (kg) utilizado para un $a/c = 0.80$

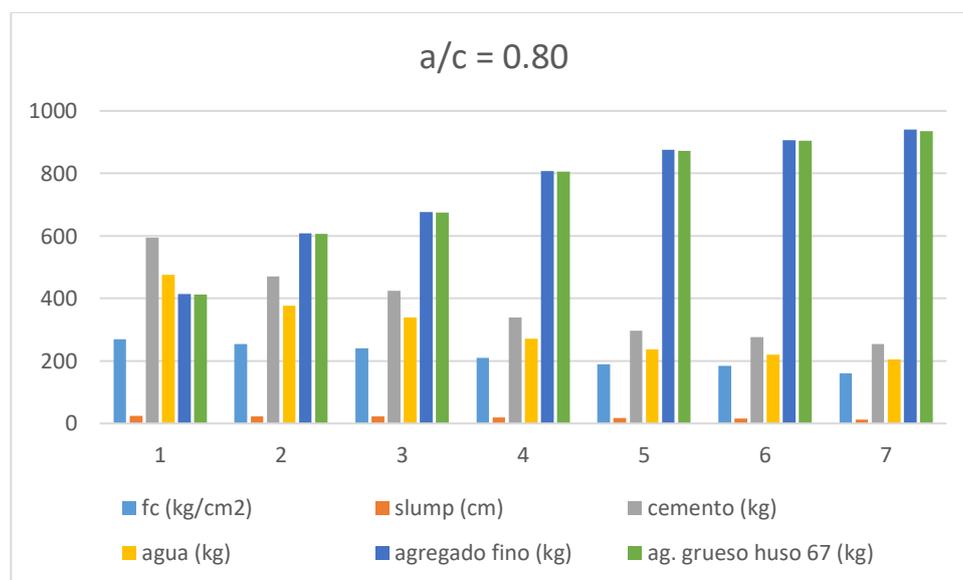


Figura 33. Componentes de la mezcla para un $a/c = 0.80$

Fuente: Propia

5.3. Contratación de Hipótesis

5.3.1.- Prueba y contratación de hipótesis general

Teniendo en cuenta la hipótesis general donde se afirma: “La aplicación de inteligencia artificial influye significativamente en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de la provincia de Huancayo año 2020” se procede a demostrar estadísticamente la relación entre las variables: inteligencia artificial y cálculo del diseño de mezcla de concreto, considerando el siguiente procedimiento:

i.- Formulación de la hipótesis nula (H_0) e hipótesis alterna (H_1)

H_0 : $P_s = 0$

H_1 : $P_s > 0$

Dónde:

H_0 = La aplicación de inteligencia artificial NO influye significativamente en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de la provincia de Huancayo año 2020.

H_1 = La aplicación de inteligencia SI artificial influye significativamente en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de la provincia de Huancayo año 2020.

ii.- Definir el nivel de significancia

Para todo valor de probabilidad igual o menor que 0,05; se acepta la H_1 de investigación (alterna) y se rechaza la H_0 nula.

iv.- Calculo estadístico

Los resultados obtenidos en base a la escala de actitud aplicada fueron procesados mediante el software para análisis estadístico SPSS v.24, el resultado obtenido es presentado en la tabla 15, el coeficiente de correlación tiene un valor de 0.993, entre el desarrollo de recursos humanos y la gestión de proyectos.

iv.- Decisión estadística

En merito a la significación contemplada del coeficiente de correlación de rangos de Spearman, $p = 0,000$ es de inferior valor de significación teórica $\alpha=0,05$; así mismo el valor de “Rho” calculado es de 0.993; por consiguiente,

la correlación es significativa, se rechaza la hipótesis nula y se aprueba la hipótesis alterna.

v.- Conclusión

Se concluye que es adecuado afirmar que el desarrollo de recursos humanos se relaciona de manera significativa con la gestión de proyectos, asimismo donde el nivel de coeficiente de correlación tiene un valor de 0.993 teniendo una correlación positiva a muy fuerte.

5.3.2.- Prueba y contratación de hipótesis específica

A.- Hipótesis específica 1

Teniendo en cuenta la hipótesis específica 1 donde se afirma: “La capa de entrada de la red neuronal artificial influye significativamente en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020.” se procede a demostrar estadísticamente la relación entre la dimensión formación de los trabajadores y la variable gestión de proyectos, considerando el siguiente procedimiento:

i.- Formulación de la hipótesis nula (H_0) e hipótesis alterna (H_1)

H_0 : $P_s = 0$

H_1 : $P_s > 0$

Dónde:

H_0 = La capa de entrada de la red neuronal artificial NO influye significativamente en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020.

H_1 = La capa de entrada de la red neuronal artificial SI influye significativamente en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020.

ii.- Definir estadígrafo de prueba

Se definió como estadígrafo de prueba al F de Fisher. Debido a que la presente investigación tiene como objetivo comparar la precisión de la inteligencia artificial para el cálculo del diseño de mezcla de concreto:

$$F = \frac{\frac{SCR}{K}}{\frac{SCE}{n - k - 1}}$$

Ecuación 10, prueba al F de Fisher.

iii.- Definir El nivel de significancia

Para todo valor de probabilidad igual o menor que 0,05; se acepta la H₁ de investigación (alterna) y se rechaza la H₀ nula.

iv. Cálculo estadístico

Los resultados obtenidos en base a la escala de actitud aplicada fueron procesados mediante el software Excel, como el F_{cal} es mayor al F_{crítico} entonces se tiene F = 109.2813 por tanto se puede afirmar que si existe influencia

Tabla 14. Estadística de regresión

<i>Estadísticas de la regresión</i>	
Coefficiente de correlación múltiple	0.908915893
Coefficiente de determinación R ²	0.826128101
R ² ajustado	0.818568453
Error típico	0.043036191
Observaciones	49

ANÁLISIS DE VARIANZA

	<i>Grados de libertad</i>	<i>Suma de cuadrados</i>	<i>Promedio de los cuadrados</i>	<i>F</i>	<i>Valor crítico de F</i>
Regresión	2	0.405	0.202401	109.2813	3.35E-18
Residuos	46	0.085	0.001852		
Total	48	0.490			

	<i>Coefficientes β_n</i>	<i>Error típico</i>	<i>Estadístico t</i>	<i>Probabilidad</i>	<i>Inferior 95%</i>	<i>Superior 95%</i>	<i>Inferior 95.0%</i>	<i>Superior 95.0%</i>
Intercepción	0.8257	0.02369	34.84956	1.02E-34	0.7780	0.8734	0.7780	0.8734
Variable X 1	0.0005	0.00006	8.55951	4.49E-11	0.0004	0.0007	0.0004	0.0007
Variable X 2	-0.0013	0.00009	-14.78386	4.3E-19	-0.0015	-0.0011	-0.0015	-0.0011

Nota: Base de datos del investigador – Excel

iv.- Decisión estadística

En merito a la significación contemplada donde $F= 109.2813$; por consiguiente, se rechaza la hipótesis nula y se aprueba la hipótesis alterna.

v.- Conclusión

Se concluye que es adecuado afirmar que la entrada de la red neuronal artificial si influye significativamente en el cálculo del diseño de mezcla del concreto.

B.- Hipótesis específica 2

Teniendo en cuenta la hipótesis específica 2 donde se afirma: “La capa oculta de la red neuronal artificial influye significativamente en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020.” se procede a demostrar estadísticamente la relación entre la dimensión formación de los trabajadores y la variable gestión de proyectos, considerando el siguiente procedimiento:

i.- Formulación de la hipótesis nula (H_0) e hipótesis alterna (H_1)

H_0 : $P_s = 0$

H_1 : $P_s > 0$

Dónde:

H_0 = La capa oculta de la red neuronal artificial NO influye significativamente en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020.

H_1 = La capa oculta de la red neuronal artificial SI influye significativamente en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020.

ii.- Definir estadígrafo de prueba

Se definió como estadígrafo de prueba al F de Fisher. Debido a que la presente investigación tiene como objetivo comparar la precisión de la inteligencia artificial para el cálculo del diseño de mezcla de concreto:

$$F = \frac{\frac{SCR}{K}}{\frac{SCE}{n - k - 1}}$$

Ecuación 10, prueba al F de Fisher.

iii.- Definir El nivel de significancia

Para todo valor de probabilidad igual o menor que 0,05; se acepta la H_1 de investigación (alterna) y se rechaza la H_0 nula.

iv. Cálculo estadístico

Los resultados obtenidos en base a la escala de actitud aplicada fueron procesados mediante el software Excel, el resultado obtenido es presentado en la tabla 15, como el F_{cal} es mayor al $F_{crítico}$ entonces se tiene $F = 359.1553$ por tanto se puede afirmar que si existe influencia.

Tabla 15. Estadística de regresión

Estadísticas de la regresión	
Coefficiente de correlación múltiple	0.96944058
Coefficiente de determinación R ²	0.939815038
R ² ajustado	0.9371983
Error típico	0.025319966
Observaciones	49

ANÁLISIS DE VARIANZA

	Grados de libertad	Suma de cuadrados	Promedio de los cuadrados	F	Valor crítico de F
Regresión	2	0.460509	0.230254684	359.1553	8.48E-29
Residuos	46	0.029491	0.000641101		
Total	48	0.49			

	Coefficientes	Error típico	Estadístico t	Probabilidad	Inferior 95%	Superior 95%	Inferior 95.0%	Superior 95.0%
Intercepción	0.64535	0.01972	32.73021	1.63E-33	0.605658	0.685035	0.605658	0.685035
Variable X 1	-0.00059	0.00005	-12.82868	8.4E-17	-0.000681	-0.000497	-0.000681	-0.000497
Variable X 2	0.01254	0.00073	17.27867	9.65E-22	0.011082	0.014004	0.011082	0.014004

Nota: Base de datos del investigador – Excel

iv.- Decisión estadística

En merito a la significación contemplada donde $F = 359.1553$; por consiguiente, se rechaza la hipótesis nula y se aprueba la hipótesis alterna.

v.- Conclusión

Se concluye que es adecuado afirmar que la capa oculta de la red neuronal artificial influye significativamente en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020.

C.- Hipótesis específica 3

Teniendo en cuenta la hipótesis específica 3 donde se afirma: “La capa de salida de la red neuronal artificial influye significativamente en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020.” se procede a demostrar estadísticamente la relación entre la dimensión formación de los trabajadores y la variable gestión de proyectos, considerando el siguiente procedimiento:

i.- Formulación de la hipótesis nula (H_0) e hipótesis alterna (H_1)

H_0 : $P_s = 0$

H_1 : $P_s > 0$

Dónde:

H_0 = La capa de salida de la red neuronal artificial NO influye significativamente en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020.

H_1 = La capa de salida de la red neuronal artificial SI influye significativamente en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020.

ii.- Definir estadígrafo de prueba

Se definió como estadígrafo de prueba al F de Fisher. Debido a que la presente investigación tiene como objetivo comparar la precisión de la inteligencia artificial para el cálculo del diseño de mezcla de concreto:

$$F = \frac{\frac{SCR}{K}}{\frac{SCE}{n - k - 1}}$$

Ecuación 10, prueba al F de Fisher.

iii.- Definir El nivel de significancia

Para todo valor de probabilidad igual o menor que 0,05; se acepta la H_1 de investigación (alterna) y se rechaza la H_0 nula.

iv. Cálculo estadístico

Los resultados obtenidos en base a la escala de actitud aplicada fueron procesados mediante el software Excel, el resultado obtenido es presentado en la tabla 16, como el F_{cal} es mayor al $F_{crítico}$ entonces se tiene $F = 148.4103$ por tanto se puede afirmar que si existe influencia.

Tabla 16. Estadística de regresión

Coefficiente de correlación múltiple	0.930493962
Coefficiente de determinación R^2	0.865819014
R^2 ajustado	0.859985058
Error típico	0.037806338
Observaciones	49

	Grados de libertad	Suma de cuadrados	Promedio de los cuadrados	F	Valor crítico de F
Regresión	2	0.424251	0.212125658	148.4103	8.65E-21
Residuos	46	0.065749	0.001429319		
Total	48	0.49			

	Coefficientes	Error típico	Estadístico t	Probabilidad	Inferior 95%	Superior 95%	Inferior 95.0%	Superior 95.0%
Intercepción	1.26148605	0.039395	32.02121464	4.29E-33	1.182187	1.340785	1.182187	1.340785
Variable X 1	-0.00107968	6.68E-05	16.16439964	1.35E-20	-0.001214	-0.000945	-0.001214	-0.000945
Variable X 2	-0.00036288	3.48E-05	10.41845079	1.09E-13	-0.000433	-0.000293	-0.000433	-0.000293

Nota: Base de datos del investigador – Excel

iv.- Decisión estadística

En merito a la significación contemplada donde $F= 148.4103$; por consiguiente, se rechaza la hipótesis nula y se aprueba la hipótesis alterna.

v.- Conclusión

Se concluye que es adecuado afirmar que la capa de salida de la red neuronal artificial si influye significativamente en el cálculo del diseño de mezcla del concreto.

D.- Hipótesis específica 4

Teniendo en cuenta la hipótesis específica 1 donde se afirma: “La interacción entre capas de la red neuronal artificial influye significativamente en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020.” se procede a demostrar estadísticamente la relación entre la dimensión formación de los trabajadores y la variable gestión de proyectos, considerando el siguiente procedimiento:

i.- Formulación de la hipótesis nula (H_0) e hipótesis alterna (H_1)

$H_0: P_s = 0$

$H_1: P_s > 0$

Dónde:

H_0 = La interacción entre capas de la red neuronal artificial NO influye significativamente en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020.

H_1 = La interacción entre capas de la red neuronal artificial SI influye significativamente en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020.

ii.- Definir estadígrafo de prueba

Se definió como estadígrafo de prueba al F de Fisher. Debido a que la presente investigación tiene como objetivo comparar la precisión de la inteligencia artificial para el cálculo del diseño de mezcla de concreto:

$$F = \frac{\frac{SCR}{K}}{\frac{SCE}{n - k - 1}}$$

iii.- Definir El nivel de significancia

Para todo valor de probabilidad igual o menor que 0,05; se acepta la H_1 de investigación (alterna) y se rechaza la H_0 nula.

iv. Cálculo estadístico

Los resultados obtenidos en base a la escala de actitud aplicada fueron procesados mediante el software Excel, el resultado obtenido es presentado en la tabla 9, como el F_{cal} es mayor al $F_{crítico}$ entonces se tiene $F = 148.1667$ por tanto se puede afirmar que si existe influencia.

Tabla 17. Estadística de regresión

Coefficiente de correlación múltiple	0.930391345
Coefficiente de determinación R^2	0.865628054
R^2 ajustado	0.859785795
Error típico	0.037833231
Observaciones	49

	Grados de libertad	Suma de cuadrados	Promedio de los cuadrados	F	Valor crítico de F
Regresión	2	0.424158	0.212078873	148.1667	8.94E-21
Residuos	46	0.065842	0.001431353		
Total	48	0.49			

	Coefficientes	Error típico	Estadístico t	Probabilidad	Inferior 95%	Superior 95%	Inferior 95.0%	Superior 95.0%
Intercepción	1.2614204	0.039427	31.99390391	4.45E-33	1.182058	1.340783	1.182058	1.340783
Variable X 1	-0.00107983	6.68E-05	16.15370387	1.39E-20	-0.001214	-0.000945	-0.001214	-0.000945
Variable X 2	-0.00036404	3.5E-05	10.40790514	1.12E-13	-0.000434	-0.000294	-0.000434	-0.000294

Nota: Base de datos del investigador – Excel

iv.- Decisión estadística

En merito a la significación contemplada donde $F= 148.1667$; por consiguiente, se rechaza la hipótesis nula y se aprueba la hipótesis alterna.

v.- Conclusión

Se concluye que es adecuado afirmar que la interacción entre capas de la red neuronal artificial influye significativamente en el cálculo del diseño de mezcla del concreto.

E.- Hipótesis específica 5

Teniendo en cuenta la hipótesis específica 1 donde se afirma: “El proceso de aprendizaje de la red neuronal artificial influye significativamente en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020.” se procede a demostrar estadísticamente la relación entre la dimensión formación de los trabajadores y la variable gestión de proyectos, considerando el siguiente procedimiento:

i.- Formulación de la hipótesis nula (H_0) e hipótesis alterna (H_1)

H_0 : $P_s = 0$

H_1 : $P_s > 0$

Dónde:

H_0 = El proceso de aprendizaje de la red neuronal artificial NO influye significativamente en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020.

H_1 = El proceso de aprendizaje de la red neuronal artificial SI influye significativamente en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020.

ii.- Definir estadígrafo de prueba

Se definió como estadígrafo de prueba al F de Fisher. Debido a que la presente investigación tiene como objetivo comparar la precisión de la inteligencia artificial para el cálculo del diseño de mezcla de concreto:

$$F = \frac{\frac{SCR}{K}}{\frac{SCE}{n - k - 1}}$$

Ecuación 10, prueba al F de Fisher.

iii.- Definir El nivel de significancia

Para todo valor de probabilidad igual o menor que 0,05; se acepta la H_1 de investigación (alterna) y se rechaza la H_0 nula.

iv. Cálculo estadístico

Los resultados obtenidos en base a la escala de actitud aplicada fueron procesados mediante el software Excel, el resultado obtenido es presentado en la tabla 9, como el F_{cal} es mayor al $F_{crítico}$ entonces se tiene $F = 256.9217$ por tanto se puede afirmar que si existe influencia.

Tabla 18. Estadística de regresión

Coefficiente de correlación múltiple	0.958036626
Coefficiente de determinación R^2	0.917834176
R^2 ajustado	0.914261749
Error típico	0.029584534
Observaciones	49

	Grados de libertad	Suma de cuadrados	Promedio de los cuadrados	F	Valor crítico de F
Regresión	2	0.449739	0.224869373	256.9217	1.09E-25
Residuos	46	0.040261	0.000875245		
Total	48	0.49			

	Coefficientes	Error típico	Estadístico t	Probabilidad	Inferior 95%	Superior 95%	Inferior 95.0%	Superior 95.0%
Intercepción	-4.05775846	0.229186	17.70509242	3.63E-22	-4.519086	-3.596431	-4.519086	-3.596431
Variable X 1	0.00726523	0.00034	21.35335008	1.64E-25	0.00658	0.00795	0.00658	0.00795
Variable X 2	0.00354363	0.000177	19.99644988	2.53E-24	0.003187	0.0039	0.003187	0.0039

Nota: Base de datos del investigador – Excel

iv.- Decisión estadística

En merito a la significación contemplada donde $F= 256.9217$; por consiguiente, se rechaza la hipótesis nula y se aprueba la hipótesis alterna.

v.- Conclusión

Se concluye que es adecuado afirmar que El proceso de aprendizaje de la red neuronal artificial influye significativamente en el cálculo del diseño de mezcla del concreto.

CAPÍTULO VI: ANÁLISIS Y DISCUSIÓN DE RESULTADOS

El proceso de cálculo del diseño de mezclas de concreto siempre ha sido en base a teorías rígidas o teóricas basadas en varias investigaciones lejanas a las condiciones particulares regionales, desde ya debemos de reafirmar que las variables de los materiales que incluso están sujetos a fabricaciones con procesos estándar, siempre incrementan variables que no son posibles generalizar, pues pertenecen a un sello intrínseco que imprime un efecto regional, por ejemplo hay regiones en donde se usa solo el agregado grueso proveniente de las rivera de los ríos y luego pasan por un proceso de zarandeo sin ser triturado, este efecto muy a pesar que el agregado grueso cumple con toda la estandarización de las normas técnicas peruanas incrementa las variables al extremo que el cálculo del agua de diseño no se ciñe a las recomendaciones del código ACI 211, por eso restringimos el estudio de la red neuronal artificial a diseños compuestos que han pasado por mismo proceso de fabricación sujetos a la región de Junín y por eso se logró conseguir en las pruebas estadísticas correlaciones cuyo algoritmos han logra R2 ajustados mayores a 0.91, lo que implica que el algoritmo contiene errores estadísticos pequeños y muy cercanos a cero. Por otra parte, se hizo uso de dos algoritmos que no han sido evaluados por pruebas estadísticas, pero son relaciones matemáticas intrínsecas procedentes de la misma naturaleza del concreto, una de ellas es la relación agua cemento, es claro que esta división compuesta por el agua y cemento tiene una relación directa y exacta, no siendo necesario validarla estadísticamente y la otra es la sumatoria de los volúmenes absolutos de todos los materiales, esta sumatoria debe de dar como resultado 1 metro cúbico, esta es una exigencia para cumplir una característica convencional y poder lograr comparaciones con otros diseños de mezclas.

CONCLUSIONES

1. La aplicación de la inteligencia artificial influye en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020, porque se realizó la automatización del aprendizaje permitiendo programar un algoritmo que analiza las propiedades, indicadores y materiales del concreto, para poder realizar el cálculo del diseño de mezcla con mejores resultados.
2. La aplicación de la capa de entrada de la red neuronal artificial influye en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020, porque permite especificar los datos de entrada que alimentan a la red neuronal, en el caso de la investigación la capa de entrada procesa la información referente al A/C, asentamiento y resistencia a la compresión para calcular el diseño de mezcla.
3. Aplicar la capa oculta de la red neuronal artificial influye en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020, con esta capa se proporciona los grados de libertad para la red neuronal para que pueda representar de manera más confiable características del entorno que está tratando de modelar, lo más difícil es especificar la cantidad de neuronas que se debe programar para que estas sean lo suficientemente grande para formar un área compleja.
4. Aplicar la capa de salida de la red neuronal artificial influye en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020, lo más importante de esta capa es proporcionar los datos finales de la red neuronal, siendo los datos de salida en la investigación el peso de cemento, peso del agua, peso de agregado fino y peso de agregado grueso. Esta información ayudara a mejorar el cálculo del diseño de mezcla del concreto.
5. Aplicar la interacción entre capas de la red neuronal artificial influye en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020, lo más importante de la interacción es sumar los valores de los inputs que ingresan y salen de las diferentes capas de la red neuronal, permitiendo de esta manera

una interacción para el proceso de aprendizaje y evaluación de información de manera general. Lo que más apoya a la interacción entre capas es la entrada que compara la información ingresada con un valor de umbral permitiendo activar la función de salida a las unidades a las que esté conectada.

6. Aplicar el proceso de aprendizaje de la red neuronal artificial influye en el cálculo del diseño de mezcla del concreto de las infraestructuras de la provincia de Huancayo año 2020, lo más importante del proceso de aprendizaje de la red neuronal es de especificar los patrones a aprender, a la red neuronal y el cambio de los pesos de las conexiones sinápticas usando una regla de aprendizaje, los cuales son algoritmos basados en fórmulas matemáticas que permiten minimizar el error, en este trabajo.

RECOMENDACIONES

1. Para poder aplicar de manera eficiente la inteligencia artificial para el cálculo del diseño de mezcla del concreto es muy importante que las redes neuronales que formaran parte de los algoritmos de aprendizaje estén programadas de manera correcta especificando todas las interacciones necesarias de comunicación entre capas y en función a la información que se evaluará, esto permitirá realizar un proceso eficiente de evaluación de información obteniendo cálculos adecuados para la mezcla de concreto.
2. Para que la capa de entrada de la red neuronal pueda procesar la información de ingreso es necesaria que esta esté ordenada y agrupada de tal forma que se estandarice los valores de ingreso para ser procesados en un mismo formato de evaluación, permitiendo tratar muchos valores de ingreso como si fuera uno solo.
3. Es importante que se especifiquen por anticipado los grados de libertad que tendrá la red neuronal para el proceso de evaluación de información, este debe ser especificado de manera correcta al momento de la programación, permitiendo a la capa oculta resolver los problemas de análisis y generalizar la cantidad de neuronas necesarias para todo el proceso de cálculo del diseño de mezcla del concreto.
4. Es importante una evaluación y seguimiento de la interacción entre capas y la información que se esté procesando, dando mayor prioridad a los datos de entrada para la primera capa, y los valores se propagan desde cada neurona hasta la neurona de la capa siguiente, con la finalidad de que el resultado arrojado de la capa de salida sea lo que se espera.
5. Para la interacción de capas es importante evaluar y especificar la cantidad y valores de los datos de entrada, esto permitirá monitorizar si las entradas de cada proceso son equivalentes a las salidas de las diferentes capas de la red neuronal, permitiendo una interacción más controlada y estandarizada.
6. Es importante al momento de programar la red neuronal se especifique los patrones de aprendizaje y los cambios de los pesos en las conexiones sinápticas, para lo cual se debe definir una regla de aprendizaje en función a los datos que queremos procesar para el cálculo del diseño de mezcla de concreto.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Alberto, DELGADO. *Inteligencia Artificial y Minirobots*. Bogota : Ecoe, 1998. pág. 308 . 9586481557.

ALZATE, Cataño y otros. *Entrenamiento Backpropagation usando versión 3.0.1 del neural network toolbox del Matlab*. Colombia : Universidad Tecnológica de Pereira, 1999. pág. S/N.

ARREDONDO VERDÚ, Franciso. 1977. *Dosificación de hormigones*. Madrid : Instituto de Ciencias de la Construcción Eduardo Torroja, 1977. pág. 190. 9788472922693.

Ávila, Vega Carlos Fabián. 2013. *Modelos basados en inteligencia artificial para el diseño de estructuras no convencionales de hormigón armado*. Quito : Escuela Politécnica Nacional, 2013. pág. S/N. 2.

Borrero, De Castro Lucas y Maya, Cardona Lina María. 2018. *Transferencia del conocimiento de las prácticas exitosas de IDEAXION entre las Plantas de Producción de Cemento y Concreto de Argos, ubicadas en CCA y Colombia*. Colombia : Antioquia Universidad Eafit, 2018. 3.

Boza, Capani Ma risabel y Merino, Ortiz Rodrigo. *"Parámetros de resistencia al corte de suelos a partir de sus propiedades físicas, utilizando redes neuronales artificiales y equipo triaxial, UNH"*. Profesor asesor :M. Sc. AYALA BIZARRO, Iván Arturo, Tesis de Pregrado. Facultad de Ciencia de Ingeniería : Universidad Nacional de Huancavelica. Huancavelica. 2018.

David, FREMAN James y SKAPURA. 1993. *Redes Neuronales: Algoritmos, aplicaciones y técnicas de programación*. Delaware USA : Iberoamericana, 1993.

Díaz, Tello Manuel Harol. *"Uso de las redes neuronales artificiales en el modelado del ensayo de resistencia a compresión de concreto de construcción según la Norma ASTM C39/C 39m"*. Profesor asesor: M. en Ing. Héctor Albarino Pérez Loayza, Tesis de pregrado. Facultad de ingeniería : Universidad Nacional de Cajamarca. pág. Cajamarca, 2017.

Escolano, Ruiz Francisco, y otros. 2003. *Inteligencia artificial: modelos, técnicas y áreas de aplicación*. Madrid : Paraninfo, 2003. pág. 600.

FRANCISCO, ARREDONDO VERDÚ. 1977. *Dosificación de hormigones*. Madrid : Instituto de Ciencias de la construcción Eduardo Torroja, 1977. 978-84-7292-269-3.

Geoffrey, HINTON. 1992. *Redes neuronales que aprenden de la experiencia*. Madrid : Investigacion y ciencia, 1992.

GIARALDO Didier, Tabares Ivan. 1997. *Programa que entrena neuronas para implementar*. Colombia : Scientia et Technical, 1997. pág. S/N.

Gonzales, Gaspar Cristhofer Jhonatan. *"Análisis de la resistencia del concreto mediante redes neuronales haciendo uso del agregado de la cantera Santa Rosa Huancavelica"*. Profesor asesor: Ivan Arturo Ayala Bizarro, Tesis de pregrado. Facultad de ingeniería : Universidad Nacional de Huancavelica. pág. Huancavelica, 2018.

Gonzales, Salcedo Luis. 2016. *Red neuronal artificial para estimar la resistencia a compresión en concretos fibro-reforzados con polipropileno*. Manizales : Universidad de Manizales, 2016. pág. 18.

HAGAN Martin, DEMUTH Howard y BEALE Mark. 1996. *Neural Network Desing*. Boston USA : Publishing Company, 1996.

Hinojosa, Mateus Víctor Hugo. 2007. *Pronóstico de Demanda de Corto Plazo en Sistemas de Suministro de Energía Eléctrica utilizando Inteligencia Artificial*. Argentina : Universidad Nacional de San Juan – Argentina, 2007. 5.

J., CHAPMAN Stephen. 2000. *"Maquinas electricas"*. Bogota : McGraw Hill, 2000. pág. 670. 978958100566.

Laura, Huanca Samuel. 2006. *Diseño de mezcla de concreto*. Puno : Universidad Nacional del Altiplano, 2006. pág. 19.

Mechanical Packing of Spherical Particles. R.K., MCGEARY. 1961. USA : J, 1961, Journal of the American Ceramic Society, págs. Vol 44, n°10, 513-522.

Miranda, Granados Lilian Margarita. *"Modelación de pavimentos de concreto hidráulico para la obtención de la respuesta estructural del mismo"*. Profesor asesor: Mauricio Ernesto Valencia, Tesis de pregrado. Facultad de ingeniería : Universidad de El Salvador. pág. San Salvador, 2018.

P.K., MEHTA. 1986. *Structure, Properties and Materials*. USA : Prentice Hall, 1986. pág. 450. 9789339204761.

Padrón, Hernández Santiago. *"Inteligencia Artificial en la Operación de Redes Eléctricas Aplicación a sistemas aislados"*. Profesor asesor: Dr. Francisco Mario Hernandez Tejeda y Dr. Antonio Falcon Martel, Tesis de posgrado. Facultad de ingeniería : Universidad de Las Palmas de Gran Canaria. pág. Las Palmas de Gran Canaria, 2016.

Vasil, Teigens. 2010. *Inteligencia Artificial General*. México : Cambridge Stanford Books, 2010. pág. 135.

Vila, Zuñiga Rocio. *"Análisis del comportamiento lineal de la estructura del pavimento flexible mediante redes neuronales en la Carretera Panamericana"*

Norte". Profesor asesor: Betty Maria Condori Quispe, Tesis de pregrado. Facultad de ingeniería : Universidad Nacional del Centro del Perú. pág. Huancayo, 2017.

Villegas, Effio Marcelo Alonso. *"Aplicación de redes neuronales para la predicción de la resistencia a la compresión del concreto según el ensayo de esclerometría.*

Profesor asesor: Ana Victoria Torre Carrillo, Tesis de pregrado. Facultad de ingeniería : Universidad de Ciencias Aplicadas. pág. Lima, 2019.

Vitervo, O'REILLY. 1993. *Métodos para la dosificación del concreto.* México : Universidad Autónoma del Estado Morelos, 1993. pág. 122.

Xavier, Gironès Güell. 2013. *Metodología y análisis de la fabricación de anhidrita en horno rotativo mediante elementos de inteligencia artificial.* España : Universitat de Girona, 2013. pág. 355.

ANEXOS

Anexo 2: Matriz de operacionalización de variables

Variables		Definición Conceptual	Definición Operacional	Dimensiones	Indicadores
V1	Inteligencia artificial	Según (Vasil, 2010) se “define como el proceso de aprendizaje automático o mecanismo de aprendizaje”.	La variable inteligencia artificial se medirá en base a 5 dimensiones: capa de entrada de la red neuronal artificial, capa oculta de la red neuronal artificial, capa de salida de la red neuronal artificial, interacción entre capas de la red neuronal artificial y proceso de aprendizaje de la red neuronal artificial.	Capa de entrada de la red neuronal artificial	A/C
					Asentamiento
					Resistencia a la Compresión
				Capa oculta de la red neuronal artificial	Interacciones
				Capa de salida de la red neuronal artificial	Peso del cemento
					Peso del Agua
					Peso Agregado Fino
	Peso Agregado grueso				
V2	Cálculo del diseño de mezcla del concreto	Para (Laura, 2006) es un proceso que consiste de pasos dependientes entre sí: los cuales son: selección de los ingredientes convenientes (cemento, agregados, agua y aditivos) y la determinación de sus cantidades relativas “proporcionamiento” para producir un, tan económico como sea posible, un concreto de trabajabilidad, resistencia a compresión y durabilidad apropiada.	La variable cálculo del diseño de mezcla del concreto se medirá en 3 dimensiones: propiedades del concreto, indicadores del concreto y materiales del Concreto.	Interacción entre capas de la red neuronal artificial	Funciones matemáticas
				Proceso de aprendizaje de la red neuronal artificial	Datos para aprendizaje
					Datos para la validación
				Propiedades del concreto	Estado fresco
					Estado endurecido
				Indicadores del concreto	Peso unitario
					Relación a/c
				Materiales del Concreto	Cantidad de cemento
					Cantidad agua
					Aire
	Agregados				

Anexo 3: Matriz de operacionalización del instrumento

Variables		Dimensiones	Indicadores	Rango
V1	Cálculo del diseño de mezcla del concreto	Propiedades del concreto	Estado fresco	Asentamiento (cm)
			Estado endurecido	Kilogramos / cm ²
		Indicadores del concreto	Peso unitario	Metro cubico
			Relación a/c	Agua/cemento
		Materiales del Concreto	Cantidad de Cemento	Cemento Tipo I
			Cantidad Agua	Peso de agua
			Aire	Volumen
			Agregados	Peso del agregado fino
				Peso del agregado grueso
			V2	Capa de entrada de la red neuronal artificial
Asentamiento	Centímetros			
Resistencia a la Compresión	Kg/cm ²			
capa oculta de la red neuronal artificial	Interacciones	Algoritmos matemáticos		
Capa de salida de la red neuronal artificial	Peso del cemento	Kilogramos		
	Peso del Agua	Kilogramos		
	Peso Agregado Fino	Kilogramos		
	Peso Agregado grueso	Kilogramos		
Interacción entre capas de la red neuronal artificial	Funciones matemáticas	Algoritmos matemáticos		
		Algoritmos matemáticos		
Proceso de aprendizaje de la red neuronal artificial	Datos para aprendizaje	Diseños de mezclas anteriores		
	Datos para la validación	Diseños de mezclas anteriores		

Anexo 4: El instrumento de investigación y constancia de su aplicación

Instrumento inteligencia artificial

Métricas de calidad Red Neuronal Artificial					
Red Neuronal Artificial	Observaciones	Error típico	R ² ajustado	Coefficiente de determinación R ²	Coefficiente de correlación múltiple
Algoritmo (<i>f'cr - a/c - cemento</i>)	49				
Algoritmo (<i>f'cr - a/c - agua</i>)	49				
Algoritmo (<i>f'cr - a/c - ag. fino</i>)	49				
Algoritmo (<i>f'cr - a/c - ag. grueso</i>)	49				
Algoritmo (<i>f'cr - a/c - aire atrapado</i>)	49				
Algoritmo (<i>slump - a/c - agua</i>)	49				
Algoritmo (<i>slump - a/c - cemento</i>)	50				
Algoritmo (<i>slump - a/c - ag. fino</i>)	51				
Algoritmo (<i>slump - a/c - ag. grueso</i>)	52				
Algoritmo (<i>slump - a/c - aire atrapado</i>)	53				

Instrumento diseño de mezcla

Métricas de calidad Diseño de mezclas del concreto					
Diseño de Mezclas	Observaciones	Características físicas granulométricas, hum, abs.	Peso	Peso específico	Volúmenes absolutos
<i>Peso cemento kg.</i>	49				
<i>Peso agua kg.</i>	49				
<i>Peso ag. fino kg.</i>	49				
<i>Peso ag. grueso kg.</i>	49				
<i>Aire atrapado</i>	49				
				Sumatoria total:	1 metro cúbico

III.- OPINION DE APLICABILIDAD: (factibilidad)

Es factible y aplicable

IV.- PROMEDIO DE VALORACIÓN

95%



Inge. Angélica Corrella Guaraná
CIP N° 103628

Firma del experto informante

DNI N°: 4117 0084 Teléfono / celular N°: 954086087

Correo electrónico: aza128@hotmail.com

Lugar y Fecha: Huaraya, 21 / 07 / 2020

Validez de contenido

COEFICIENTE	RELACIÓN
0,01 -0,20	Despreciable
0,21 -0,40	Baja o ligera
0,41 -0,60	Moderada
0,61 -0,80	Marcada -alta
0,81 -1,00	Muy alta

Figura 16. Validez de instrumentos de investigación – Ingeniero 01

III.- OPINION DE APLICABILIDAD: (factibilidad)

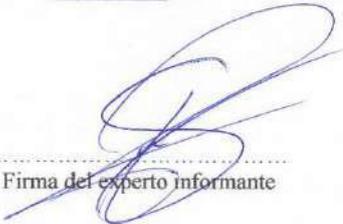
..... Es aplicable

.....

.....

IV.- PROMEDIO DE VALORACIÓN

90%


.....
Firma del experto informante

DNI N°: 20103924 Teléfono / celular N°: 988979700

Correo electrónico: morepauc@hokmali.com

Lugar y Fecha: Huancayo, 22 / 07 / 2020

Validez de contenido

COEFICIENTE	RELACIÓN
0,01 -0,20	Despreciable
0,21 -0,40	Baja o ligera
0,41 -0,60	Moderada
0,61 -0,80	Marcada -alta
0,81 -1,00	Muy alta

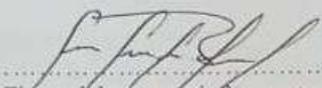
Figura 17. Validez de instrumentos de investigación – Ingeniero 02

III.- OPINION DE APLICABILIDAD: (factibilidad)

La investigación es aplicable a la realidad

IV.- PROMEDIO DE VALORACIÓN

90%


Firma del experto informante

DNI N°: 40227671 Teléfono / celular N°: 922355811

Correo electrónico: josephrumiche@gmail.com

Lugar y Fecha: Lima 22, 07, 2020

Validez de contenido

COEFICIENTE	RELACIÓN
0,01 - 0,20	Despreciable
0,21 - 0,40	Baja o ligera
0,41 - 0,60	Moderada
0,61 - 0,80	Marcada - alta
0,81 - 1,00	Muy alta

Figura 18. Validez de instrumentos de investigación – Ingeniero 03

Anexo 6: La data del Procesamiento de datos

Laboratorio De Mecánica De Suelos, Asfalto y Concreto.

LABORATORIOS DE ENSAYO

R.L.C. N° 204692357645



CISACPERU
C.I.B.L.
CENTRO DE INVESTIGACIONES EN INGENIERÍA, AMBIENTE Y OCIOGRUPO

Código proyecto:	1 04CISAC-2021-1046	Fecha de Emisión:	Abril del 2021
Cliente:	1 BACH. ANGE VALERY JAVIER ARIAS BACH. WILLIAN BRYAN VENTURA MANTARI	Fecha de Recogición:	Abril del 2021
Proyecto:	1 TESIS: "APLICACIÓN DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN EL CALCULO DEL DISEÑO DE MEZCLA DEL CONCRETO DE LAS INFRAESTRUCTURAS DE LA PROVINCIA DE HUANCAYO AÑO 2020"		
Ubicación:	1 PROVINCIA DE HUANCAYO - REGION JUNIN		

DISEÑOS DE MEZCLAS DE CONCRETO

N°	A/C	VARIABLE DEPENDIENTE			VARIABLE INDEPENDIENTE		
		f _c (kg/cm ²)	slump (cm)	cemento (kg)	agua (kg)	agregado fino (kg)	ag. grueso/hueso 67 (kg)
1	0.50	547	10	595	297.5	660	656
2	0.50	468	9	470	235	802	799
3	0.50	456	8	425	212.5	853	849
4	0.50	406	7	340	170	949	945
5	0.50	388	5	297	148.5	997	994
6	0.50	341	2	276	138	1071	1017
7	0.50	329	1	255	127.5	1045	1041

N°	A/C	VARIABLE DEPENDIENTE			VARIABLE INDEPENDIENTE		
		f _c (kg/cm ²)	slump (cm)	cemento (kg)	agua (kg)	agregado fino (kg)	ag. grueso/hueso 67 (kg)
8	0.55	486.80	12.00	505.00	327.25	619.00	617.00
9	0.55	400.00	11.00	470.00	258.50	769.00	767.00
10	0.55	389.00	10.00	425.00	235.75	815.00	820.00
11	0.55	338.00	9.00	340.00	187.00	925.00	922.00
12	0.55	331.00	7.00	297.00	163.55	977.00	975.00
13	0.55	291.00	4.00	276.00	151.80	1002.00	998.00
14	0.55	281.05	2.00	255.00	140.25	1027.00	1024.00

N°	A/C	VARIABLE DEPENDIENTE			VARIABLE INDEPENDIENTE		
		f _c (kg/cm ²)	slump (cm)	cemento (kg)	agua (kg)	agregado fino (kg)	ag. grueso/hueso 67 (kg)
15	0.60	372.60	10.50	595.00	357.00	578.00	576.00
16	0.60	318.27	15.00	470.00	282.00	737.00	734.00
17	0.60	310.60	14.00	425.00	255.00	794.00	791.00
18	0.60	273.00	13.00	340.00	204.00	902.00	899.00
19	0.60	263.50	10.00	297.00	178.20	956.00	953.00
20	0.60	231.88	6.00	276.00	165.80	983.00	980.00
21	0.60	223.98	4.00	255.00	153.00	1010.00	1006.00







Numero de Contacto:
Of.: (064)750083
Cel.: 988 535895
Cel.: 922 593098

Centros de Atención:
Oficinas Jr. Santos Chocoma N° 644 - Píscocorajo - Huancayo - Junín.
Laboratorios Jr. Santos Chocoma N° 644 - Píscocorajo - Huancayo - Junín.

Información de Contacto:
Email: cisacperu.eir@gmail.com
Web: cisacperu.com
Facebook: cisacperu

Figura 19. Tabla de resultados de ensayo de rotura de probetas de Concreto - CISACPERU Laboratorio de Mecánica de Suelos, Asfalto y Concreto

Código proyecto:	04CISAC-2021-1048	Fecha de Emisión:	Abril del 2021
Cliente:	BACH. ANGIE VALERY JAVIER ARIAS BACH. WILLIAN BRYAN VENTURA MANTARI	Fecha de Recopilación:	Abril del 2021
Proyecto:	TESIS: "APLICACIÓN DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN EL CALCULO DEL DISEÑO DE MEZCLA DEL CONCRETO DE LAS INFRAESTRUCTURAS DE LA PROVINCIA DE HUANCAYO AÑO 2020"		
Ubicación:	PROVINCIA DE HUANCAYO - REGION JUNIN		

N°	VARIABLE DEPENDIENTE				VARIABLE INDEPENDIENTE		
	A/C	fc (kg/cm²)	slump (cm)	cemento (kg)	agua (kg)	agregado fino (kg)	ag. grueso huso 67 (kg)
22	0.65	386.00	19.00	595.00	386.75	538.00	538.00
23	0.65	287.67	17.00	470.00	305.50	701.00	702.00
24	0.65	280.00	16.00	425.00	276.25	765.00	762.00
25	0.65	243.60	14.00	340.00	221.00	879.00	875.00
26	0.65	238.00	12.00	297.00	195.00	936.00	933.00
27	0.65	211.00	10.00	276.00	179.40	964.00	963.00
28	0.65	202.30	8.00	255.00	165.75	992.00	989.00

N°	VARIABLE DEPENDIENTE				VARIABLE INDEPENDIENTE		
	A/C	fc (kg/cm²)	slump (cm)	cemento (kg)	agua (kg)	agregado fino (kg)	ag. grueso huso 67 (kg)
29	0.70	324.00	21.00	595.00	416.50	497.00	495.00
30	0.70	277.20	19.00	470.00	329.00	672.00	670.00
31	0.70	270.00	18.00	425.00	297.50	756.00	733.00
32	0.70	254.90	16.00	340.00	238.00	855.00	852.00
33	0.70	229.50	14.00	297.00	207.90	916.00	912.00
34	0.70	201.96	12.00	276.00	195.20	945.00	942.00
35	0.70	195.08	10.00	255.00	178.50	975.00	971.00

N°	VARIABLE DEPENDIENTE				VARIABLE INDEPENDIENTE		
	A/C	fc (kg/cm²)	slump (cm)	cemento (kg)	agua (kg)	agregado fino (kg)	ag. grueso huso 67 (kg)
36	0.75	305.00	21.00	595.00	446.25	458.00	454.00
37	0.75	290.00	21.00	470.00	352.50	640.00	618.00
38	0.75	265.00	20.00	425.00	318.75	706.00	704.00
39	0.75	230.55	19.00	340.00	255.00	832.00	829.00
40	0.75	225.25	16.00	297.00	222.75	895.00	892.00
41	0.75	198.22	14.00	276.00	207.00	926.00	923.00
42	0.75	180.00	10.00	255.00	191.25	957.00	954.00



Números de Contacto:
 Of.: (044)730063
 Cel.: 938 335695
 Cel.: 922 502098

Contacto Electrónico:
 Oficina: Jr. Santos Chocoma N° 644 - Pícamayo - Huancayo - Junín.
 Laboratorio: Jr. Santos Chocoma N° 644 - Pícamayo - Huancayo - Junín.

Contacto Electrónico:
 Email: cisacperu.eirl@gmail.com
 Redes Sociales:
 Facebook: cisacperu

Figura 20. Tabla de resultados de ensayo de rotura de probetas de Concreto - CISACPERU Laboratorio de Mecánica de Suelos, Asfalto y Concreto

Código proyecto :	DACISAC-2021-1046	Fecha de Emisión :	Abril del 2021
Cliente :	BACH, ANGIE VALERY JAVIER ARIAS BACH, WILLIAN BRYAN VENTURA MANTARI	Fecha de Recepción :	Abril del 2021
Proyecto :	TESIS: "APLICACIÓN DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN EL CALCULO DEL DISEÑO DE MEZCLA DEL CONCRETO DE LAS INFRAESTRUCTURAS DE LA PROVINCIA DE HUANCAYO AÑO 2020"		
Ubicación :	PROVINCIA DE HUANCAYO - REGION JUNIN		

N°	A/C	VARIABLE DEPENDIENTE			VARIABLE INDEPENDIENTE		
		f _c (kg/cm ²)	slump (cm)	cemento (kg)	agua (kg)	agregado fino (kg)	ag. grueso huso 67 (kg)
43	0.80	270.00	25.00	595.00	476.00	415.00	413.00
44	0.80	255.00	23.00	470.00	375.00	608.00	606.00
45	0.80	240.00	22.00	425.00	340.00	677.00	675.00
46	0.80	210.00	20.00	340.00	272.00	808.00	806.00
47	0.80	190.00	18.00	297.00	237.00	875.00	872.00
48	0.80	185.00	16.00	276.00	220.00	907.00	904.00
49	0.80	160.00	13.00	255.00	204.00	940.00	936.00



Observaciones

La MUESTRA ha sido identificada y entregada por el solicitante; estos datos se aplican solo a las muestras indicadas.
 Prohibida la reproducción total o parcial del presente informe de ensayo sin la autorización escrita del Laboratorio de Suelos, Asfalto y Concreto CISACPERU S.R.L.
 Las resultados corresponden a los ensayos realizados sobre las muestras proporcionadas por el cliente al Laboratorio de Suelos, Asfalto y Concreto CISACPERU S.R.L.

Figura 21 .Tabla de resultados de ensayo de rotura de probetas de Concreto - CISACPERU Laboratorio de Mecánica de Suelos, Asfalto y Concreto

Anexo 7: Consentimiento Informado

Laboratorio De Mecánica De Suelos, Asfalto y Concreto. R.U.C. N° 20402157645 <small>LABORATORIO DE ENSAYO</small>			
Código proyecto	: ONCISAC-2021-1046	Fecha de Emisión	: Abril del 2021
Cliente	: BACH. ANGIE VALERY JAVIER ARIAS BACH. WILLIAN BRYAN VENTURA MANTARI	Fecha de Recepción	: Abril del 2021
Proyecto	: TESIS: "APLICACIÓN DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN EL CALCULO DEL DISEÑO DE MEZCLA DEL CONCRETO DE LAS INFRAESTRUCTURAS DE LA PROVINCIA DE HUANCAYO AÑO 2020"		
Ubicación	: PROVINCIA DE HUANCAYO - REGION JUNIN		

Figura 40 .Tabla de datos de - CISACPERU Laboratorio de Mecánica de Suelos, Asfalto y Concreto

Anexo 8: Fotografía de la aplicación del Instrumento



Figura 41. Tesistas en el Laboratorio de Concreto verificando el ensayo de rotura de probetas de concreto cilíndricas con el equipo de prensa hidráulica.



Figura 42. Ensayo de rotura de probetas de concreto cilíndricas con el equipo de prensa hidráulica