

# MODELO NEURONAL

PARA LA PREDICCIÓN DE LA RUGOSIDAD  
SUPERFICIAL Y OPTIMIZACIÓN DEL PROCESO  
DE CORTE POR CHORRO DE AGUA

**Autores:**

Roxani Keewong Zapata  
Nicolás Kemper Valverde  
Leopoldo Ruiz-Huerta  
Alberto Caballero-Ruiz  
Rigoberto Nava Sandoval  
Miguel Jiménez Carrión

Académicos – Universidad Nacional de Piura (UNP)  
Académicos – Instituto de Ciencias Aplicadas y Tecnología (ICAT) – Universidad Nacional  
Autónoma de México (UNAM)



**EDITORIAL  
UNIVERSIDAD  
ISRAEL**



Keewong Zapata, Roxani et al.,

**Modelo neuronal para la predicción de la rugosidad superficial y optimización del proceso de corte por chorro de agua**

Ecuador:

Editorial UISRAEL, 2023.

93 p.; 21,0 x 29,7 cm

ISBN Obra independiente: **978-9942-8945-7-1**

1. Ingeniería Industrial 2. Redes neuronales  
3. Modelo predictivo 4. Rugosidad superficial

Primera edición, agosto de 2023, Quito, Ecuador:

© Universidad Tecnológica Israel

**EDITORIAL UISRAEL**

Mg. Paúl Francisco Baldeón Egas, editor jefe

[editorial@uisrael.edu.ec](mailto:editorial@uisrael.edu.ec)

E4-142, Marieta De Veintimilla y Fco. Pizarro, Quito 170516

Teléfono: (02) 255-5741 Ext. 113

**COORDINADORA DE PROCESOS EDITORIALES**

PhD. Maryory Urdaneta

**DIAGRAMADOR EDITORIAL**

Mg. José Vergelin

**CORRECTOR DE ESTILO**

Lcda. Carla Cristina Florez Ferrer

**NOTA LEGAL**

Las opiniones expresadas por el autor no constituyen ni comprometen la posición oficial o institucional de la Universidad Tecnológica Israel. Todos los derechos reservados. Ninguna porción de este libro podrá ser reproducida, almacenada en algún sistema de recuperación o transmitida en cualquier forma o por cualquier medio –mecánicos, fotocopias, grabación y otro–, excepto por citas breves en revistas impresas, sin la autorización previa y por escrito del Comité Editorial de la Universidad Tecnológica Israel.

## AGRADECIMIENTOS

Expreso mi profundo y sincero agradecimiento a todas las personas que hicieron posible la realización del presente trabajo de investigación. A mi asesor Dr. Nicolás Kemper Valverde, por haberme brindado la oportunidad de tener una estancia en la Universidad Autónoma de México y realizar la investigación utilizando redes neuronales en el proceso de corte no convencional, corte por chorro de agua con abrasivos, por su incondicional apoyo, dedicación y asesoramiento durante el desarrollo de la investigación.

A los Dres. Leopoldo Ruiz Huerta y Alberto Caballero Ruiz del Grupo Micromecánica y Mecatrónica del Centro de Ciencias Aplicadas y Desarrollo Tecnológico (CCADET), actualmente denominado Instituto de Ciencias Aplicadas y Tecnología (ICAT) – Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM), por su apoyo y experiencia profesional, en los cortes de las piezas que se realizaron en el Laboratorio Universitario de Ingeniería de Diseño y Manufactura Avanzada (LUIDIMA).

A mis padres: Jorge y Rosa Elvira, quienes ya no están conmigo, pero siempre me alentaron avanzar en mi trabajo de investigación, a mis hermanos Maximina Mercedes, Jorge Martín, Arturo Jorge, Milagros Haydee, Marco Wilfredo y demás familiares, que han impulsado mi crecimiento personal y profesional.

## RESUMEN

La presente investigación tuvo como objetivo elaborar el modelamiento y predicción de la rugosidad superficial en cortes de piezas de bajas dimensiones (menores a 15 mm) con AWJC (Abrasive Water Jet Cutting) aplicando redes neuronales. Para ello se cortaron 80 piezas en la máquina de chorro de agua con abrasivos, variándose los parámetros de material: aluminio y acero inoxidable, grosor:  $\frac{1}{8}$ ",  $\frac{1}{4}$ " y  $\frac{1}{2}$ ", presión: 60 000 psi y 8000 psi, porcentaje de velocidad de corte: 20, 40, 60, 80 y 100 y flujo de abrasivo: 0,35 y 0,5 lb/min; luego se realizaron las mediciones sobre la rugosidad superficial de las piezas cortadas, utilizándose un rugosímetro palpador. Con estos datos se diseñó la red neuronal artificial y la topología que mejor respondió al modelamiento y pronóstico de la rugosidad superficial fue aquella compuesta por 15 neuronas en la primera capa, 6 neuronas en la segunda capa y 90 épocas, con la cual se obtuvo un MSE de 0,000000000000793, un RMSE de 8,90595E-07 y un MAPE de 0,0024979% para el modelamiento del pronóstico de la rugosidad superficial.

Asimismo se evaluó la influencia de los parámetros de corte: porcentaje de velocidad de corte, flujo de abrasivo, grosor, presión y tipo de material sobre la rugosidad superficial a través de un ANOVA y los Intervalos LSD, donde todos los efectos simples fueron significativos para los 5 parámetros estudiados, en las interacciones dobles fueron significativas el porcentaje velocidad de corte vs flujo de abrasivo, porcentaje de velocidad de corte vs presión, porcentaje de velocidad de corte vs tipo de material, el flujo de abrasivo vs presión, y existieron dos identificadas interacciones triples significativas entre porcentaje de velocidad de corte, flujo de abrasivo y la presión y la interacción porcentaje de velocidad de corte, presión y tipo de material. El corte por chorro de agua con abrasivo tiene mejor efecto (menor rugosidad) en piezas de acero con porcentaje de velocidad de corte bajo (20%, 40%) de grosor alto (0,5") trabajando con flujo abrasivo de 0,5" /min y a una presión de 8000 psi.

**PALABRAS CLAVE:** Corte por chorro de agua con abrasivos, Redes neuronales artificiales, Rugosidad superficial, modelo predictivo

---

## ABSTRACT

The objective of this research was to elaborate the modeling and prediction of surface roughness in cuts of low-dimensional pieces (less than 15 mm) with AWJC (Abrasive Water Jet Cutting) applying neural networks. For this, 80 pieces were cut in the water jet machine with abrasives, varying the material parameters: aluminum and stainless steel, thickness:  $\frac{1}{8}$ ",  $\frac{1}{4}$ " and  $\frac{1}{2}$ ", pressure: 60,000 psi and 8,000 psi, speed percentage cutting speed: 20, 40, 60, 80 and 100 and abrasive flow: 0.35 and 0.5 lb/min; then measurements of the surface roughness of the cut pieces were obtained, using a feeler roughness meter. The artificial neural network was designed and the topology that best res-

ponded to the modeling and prognosis of surface roughness was that composed of 15 neurons in the first layer, 6 neurons in the second layer and 90 epochs, with which an MSE of 0 was obtained. .000000000000793, an RMSE of 8.90595E-07 and a MAPE of 0.0024979% for modeling the surface roughness forecast.

Likewise, the influence of the cutting parameters was evaluated: percentage of cutting speed, abrasive flow, thickness, pressure and type of material on the surface roughness through an ANOVA and the LSD Intervals, where all the simple effects were significant for the 5 parameters studied, in the double interactions the % cutting speed vs. abrasive flow, percentage of cutting speed vs. pressure, percentage of cutting speed vs. type of material, the flow of abrasive vs. pressure were significant, and there were two identified Significant triple interactions between percentage of cutting speed, abrasive flow and pressure and the interaction percentage of cutting speed, pressure and type of material. Waterjet cutting with abrasive has a better effect (less roughness) on steel parts with a low cutting speed percentage (20%, 40%) and a high thickness (0.5") working with an abrasive flow of 0.5 /min and a pressure of 8000 psi.

**KEYWORDS:** Abrasive water jet cutting, Artificial neural networks, Surface roughness, predictive model

# CONTENIDO

<b>10</b>	<b>PROLOGO</b>	
	Dr. Nicolás Kemper Valverde	
<b>11</b>	<b>INTRODUCCIÓN</b>	
<b>12</b>	<b>CAPÍTULO I: ASPECTOS DE LA PROBLEMÁTICA</b>	
	1.1 Descripción de la realidad problemática	13
	1.2 Delimitación de la investigación	14
<b>16</b>	<b>CAPÍTULO II: MARCO TEORICO</b>	
	2.1 Antecedentes de la investigación	17
	2.2 Origen del corte con chorro de agua	17
	2.2.1 Principio de funcionamiento	18
	2.2.2 Tipos de corte por chorro de agua	19
	2.2.3 Corte por chorro de agua – WJC	19
	2.2.4 Sistema de AWJC	23
	2.2.5 Formación del chorro	26
	2.2.6 Sistema de suministro de abrasivos	27
	2.2.7 Parámetros del proceso de AWJC	27
	2.2.8 Ventajas	28
	2.2.9 Desventajas	29
	2.3 La Rugosidad	30
	2.3.1 Rugosidad promedio (Ra)	31

2.4 Inteligencia Artificial	32
2.4.1 Redes Neuronales Artificiales (RNA)	32
2.4.2 Estructura básica de una Red Neuronal Artificial	33
2.4.3 Modelo de neurona artificial	34
2.4.4 Tipos de función de activación	37
2.4.5 Arquitectura de las redes neuronales	37
2.4.6 Perceptrón Multicapas	39
2.5 Hipótesis	43

## 46 **CAPÍTULO III: MARCO METODOLÓGICO**

3.1 Enfoque	47
3.2 Diseño	47
3.3 Universo	47
3.4 Muestra	47
3.5 Métodos y procedimientos	47
3.5.1 Etapa 1: Requerimientos para el corte de las piezas de bajas dimensiones	48
3.5.2 Etapa 2: Diseño Asistido por Computadora - CAD	52
3.5.3 Etapa 3: Manufactura Asistida por Computadora - CAM	53
3.5.4 Etapa 4: Medidas de rugosidad superficial	54
3.5.5 Etapa 5: Análisis de la influencia de los parámetros de corte	55
3.5.6 Etapa 6: Modelizando Ra usando redes neuronales artificiales	55
3.6 Técnicas e instrumentos	55
3.7 Softwares utilizados para el desarrollo	55
3.8 Aspectos éticos	56

# 58

## CAPÍTULO IV: RESULTADOS

4.1 Resultados de la etapa de CAD/CAM	59
4.2 Resultados de las pruebas de rugosidad	60
4.3 Resultados del análisis de la influencia de los factores en la Ra	63
4.4 Discusión	78
CONCLUSIONES	80
RECOMENDACIONES	81

# 82

## REFERENCIAS

# 84

## ANEXOS

# PROLOGO

Hoy en día las nuevas tecnologías industriales como las redes neuronales y la inteligencia artificial están transformando el modo en que las máquinas funcionan. Estas tecnologías contribuyen a optimizar los procesos de producción, haciendo que sean más eficientes, ágiles, económicos y autónomos. Al incorporar estas tecnologías en los procesos industriales, se van a eliminar tiempos improductivos, reducir errores y por consiguiente aumentar la productividad y competitividad empresarial.

Con el objetivo de divulgar esta información, es importante resaltar que existen tecnologías no convencionales de corte, que son amigables con el medio ambiente, como la tecnología de corte por chorro de agua, que utiliza únicamente un hilo de agua para cortar materiales blandos y, cuando se combina con abrasivos, puede cortar diferentes tipos de materiales duros. A diferencia de las máquinas convencionales de corte, que requieren diversas herramientas de cortes dependiendo del tipo de material a cortar, esta tecnología ofrece una solución más versátil.

Además, en este texto, se pretende brindar una guía para aquellos lectores que estén interesados en cómo realizar un modelamiento de un proceso industrial usando redes neuronales. En específico, se detallan los pasos necesarios para llevar a cabo el modelamiento y predicción de la rugosidad superficial en cortes de piezas de bajas dimensiones utilizando la técnica de corte por chorro de agua con abrasivo (AWJC, por sus siglas en inglés) junto con redes neuronales.

El libro consta de 4 capítulos, en los cuales se aborda la teoría sobre redes neuronales y se explica cómo desarrollar el modelo neuronal correspondiente. En el primer capítulo se describe la problemática, se justifica e indica la importancia de la investigación, así como los objetivos planteados. El segundo capítulo presenta antecedentes de la investigación y una introducción al corte por chorro de agua, incluyendo los distintos tipos de corte, el proceso de corte por chorro de agua con abrasivos, los parámetros del proceso de AWJC y las ventajas y desventajas. También se exploran conceptos como la rugosidad superficial ( $R_a$ ), las redes neuronales artificiales, la estructura de una red neuronal, el modelo de una neurona artificial, la arquitectura de las redes neuronales, el perceptrón multicapas y las aplicaciones de las redes neuronales.

En el tercer capítulo se expone el marco metodológico de la investigación, donde se establece el enfoque y diseño utilizados. También se explica de manera didáctica y concisa cómo se llevó a cabo la investigación, dividiéndola en 6 etapas: requerimientos para el corte de las piezas de bajas dimensiones, diseño asistido por computadora (CAD), manufactura asistida por computadora (CAM), medidas de rugosidad superficial, análisis de la influencia de los parámetros de corte y modelamiento de la rugosidad superficial ( $R_a$ ) utilizando redes neuronales artificiales.

Por último, el cuarto capítulo presenta los resultados y la discusión de la investigación.

**Dr. Nicolás Kemper Valverde**

*kemper@unam.mx*

Coordinador de la Unidad de Tecnologías Digitales e Industria 4.0  
del Instituto de Ciencias Aplicadas y Tecnología (ICAT)  
Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM)

# INTRODUCCIÓN

La tecnología de corte por chorro de agua con abrasivos, en inglés *Abrasive Water Jet Cutting* (AWJC) es uno de los principales procesos de máquina herramienta de más rápido crecimiento en el mundo debido a su versatilidad y facilidad de operación. Es un proceso de corte en frío que no utiliza herramientas habituales, sino un hilo de agua como herramienta de corte, atributos que lo hacen apto, como un método alternativo para la fabricación en miniatura, donde los métodos convencionales de fabricación pueden ser muy limitados, Siendo una de las limitaciones para la manufactura de dispositivos pequeños, también conocida como micromanufactura, el desarrollo de herramientas de corte adecuadas al tamaño y a los diversos materiales que se deseen maquinarse.

El presente proyecto de investigación tiene como objetivo elaborar el modelamiento y predicción de la rugosidad superficial en cortes de piezas de bajas dimensiones con AWJC aplicando redes neuronales, que es uno de los factores fundamentales para medir la calidad del corte de una pieza, el cual es el resultado de la combinación de parámetros que intervienen en el proceso de corte del AWJC. Para ello se utilizaron los datos que se extrajeron de los cortes que se realizaron para la obtención de piezas de bajas dimensiones, sobre placas de grosores de 1/8", 1/4" y 1/2" en materiales de acero inoxidable y aluminio. Se variaron los parámetros de material, grosor, presión, velocidad de corte y flujo de abrasivo, luego se realizaron mediciones sobre rugosidad superficial para el entrenamiento de la red neuronal.

Esta investigación esta presentada en cuatro capítulos:

El primer capítulo comprende la descripción de la realidad problemática, la justificación e importancia, así como los objetivos que se plantearon para realizar la investigación.

En el segundo capítulo se presentan los antecedentes de la investigación y las bases teóricas. Se menciona con respecto al corte por chorro de agua: tipos de corte, se describe el proceso de corte por chorro de agua con abrasivos, parámetro del proceso de AWJC, ventajas y desventajas; asimismo se presenta los conceptos de rugosidad superficial ( $R_a$ ), redes neuronales artificiales, estructura de una red, modelo de una neurona artificial, arquitectura de las redes neuronales, perceptrón multicapas y aplicaciones de las redes neuronales.

El marco metodológico de la investigación se presenta en el tercer capítulo, conteniendo el enfoque, el diseño utilizado, el sujeto de la investigación y los métodos y procedimientos desarrollados durante la investigación, indicándose que la investigación se desarrolló en 06 etapas: Etapa 1: Requerimientos para el corte de las piezas de bajas dimensiones; Etapa 2: Diseño Asistido por Computadora – CAD; Etapa 3: Manufactura Asistida por Computadora – CAM; Etapa 4: Medidas de rugosidad superficial; Etapa 5: Análisis de la influencia de los parámetros de corte y Etapa 6: Modelamiento de la rugosidad superficial ( $R_a$ ) usando redes neuronales artificiales.

En el cuarto capítulo se presentan los resultados y discusión de la investigación. Finalmente se presentan las conclusiones y recomendaciones de la investigación.

**CAPÍTULO I:**

**ASPECTOS DE LA  
PROBLEMÁTICA**



## 1.1 DESCRIPCIÓN DE LA REALIDAD PROBLEMÁTICA

En el último siglo la miniaturización ha sido impulsada por el aumento de la tendencia de la fabricación de productos y dispositivos más pequeños, más rápidos y más baratos (Corbett et al., 2000) por lo que la manufactura de dispositivos de pequeñas dimensiones, también conocida como micro manufactura (MET), para crear estructuras, componentes o sistemas de dimensiones en el orden de los milímetros y micras, se lleva a cabo por un conjunto de procesos. Una tecnología relativamente nueva y al mismo tiempo importante según Ruiz (2005) es la micromanufactura que sirve para la producir componentes de pequeñas dimensiones (menores a 15 [mm]).

La distinción principal entre micro y macro manufactura es el mecanismo de corte. En el caso de la micro fabricación se trata de un proceso complejo en el que interactúan la estructura del material, el tamaño de la pieza y las características del corte, mientras que en la macro fabricación intervienen factores como el material a cortar y la viruta generada (Pérez, 2012).

De acuerdo a Gómez et al. (2011) el desarrollo de herramientas (cortadores) adecuadas para el tamaño y los diversos materiales empleados, con las técnicas de corte por arranque de material empleadas en las máquinas herramienta convencionales, viene a ser una de las limitaciones de la micromanufactura.

Ante esta limitación se presenta el proceso de manufactura no convencional, AWJC, que según la clasificación hecha por Kim (2007) se considera al corte por chorro de agua como un proceso de maquinado adecuado para cortes a nivel milimétrico, el cual se aplica en la industria para realizar cortes a nivel macro-métrico, utilizando un hilo de agua como única herramienta de corte, siendo un método alternativo para la fabricación en miniatura, donde los métodos convencionales de fabricación pueden ser muy limitados, presentando una serie de inconvenientes como: la existencia de una zona afectada térmicamente, formación de escoria, formación de humos peligrosos, radiaciones UV, entre otras. Estos se manifiestan con mayor intensidad en materiales sensibles y de poco grosor.

Desde los años 70's, el AWJC es utilizado en la industria para cortes en materiales difíciles de mecanizar tales como materiales de dureza alta o compuestos, en lugar de hacer uso de los procesos convencionales, que no sería técnica y económicamente rentables (Kovacevic et al., 1997).

En la forma de trabajo tradicional, el operario del proceso de corte AWJC genera un archivo CAD (Diseño Asistido por Computadora) de la pieza que se desea fabricar y mediante un sistema CAM (Manufactura Asistida por Computadora) generan el programa-pieza que será ejecutado a través del CNC (Control Numérico Computarizado), seleccionando los parámetros de corte que deberán definirse por el mismo operario de la máquina, quien deberá tener conocimientos de los procesos de fabricación y la selección de parámetros de operación. Con las informaciones mencionadas se deberá alimentar el sistema CAM por el operario. Sin embargo, debido a que las máquinas-herramientas que utilizan CNCs son generalistas, se hace necesario su correcta parametrización, para la obtención de una buena calidad de corte.

Para conjugar la problemática expuesta en esta investigación se propone utilizar el proceso AWJC para cortar piezas de bajas dimensiones (menores de 15 mm) con 03 tipos de grosores en el siguiente orden milimétrico: 3,4 (1/8"), 6,4 mm (1/4") y 12,7 mm (1/2"), variando los parámetros: tipo de material, grosor, presión, velocidad de corte y flujo de abrasivo. Asimismo, utilizar las redes neuronales, como técnica de inteligencia artificial para modelar y predecir el grado de rugosidad superficial, que es uno de los factores fundamentales para medir la calidad del corte de una pieza, el cual es el resultado de la combinación de parámetros que intervienen en el proceso de corte del AWJC.

Como parte de esta investigación se utilizó un proceso de corte no convencional, también conocido como proceso moderno de corte en la manufactura, AWJC para cortar piezas de bajas dimensiones.

Asimismo, de la inteligencia artificial se propuso la técnica redes neuronales artificiales con la finalidad de modelar y predecir el grado de rugosidad superficial, el cual es uno de los factores fundamentales para medir la calidad del corte de una pieza, como resultado de la integración de parámetros que intervienen en el proceso AWJC.

Socialmente se buscó brindar información sobre el uso de un modelo de red neuronal empleado que permite predecir la rugosidad superficial de piezas de bajas dimensiones, proporcionando información adecuada a operarios, ingenieros, investigadores, gerentes de empresas que dispongan de una máquina de AWJC e interesados en la fabricación por los cortes de piezas con bajas dimensiones.

## 1.2 DELIMITACIÓN DE LA INVESTIGACIÓN

- Delimitación Espacial:

Los cortes de las piezas de bajas dimensiones se realizaron en el Laboratorio Universitario de Ingeniería de Diseño y Manufactura Avanzada (LUIDIMA) ubicado en Centro de Ciencias Aplicadas y Desarrollo Tecnológico (CCADET) – Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM).

- Delimitación Temporal:

El periodo que comprendió el conocimiento del proceso de AWJC, experimentación de los cortes a realizar y el análisis de la información extraída de la experimentación.

- Delimitación Social:

- Operarios de la máquina de AWJC
- Investigadores
- Especialistas de las técnicas de inteligencia artificial
- Propietarios y gerentes de las máquinas AWJC

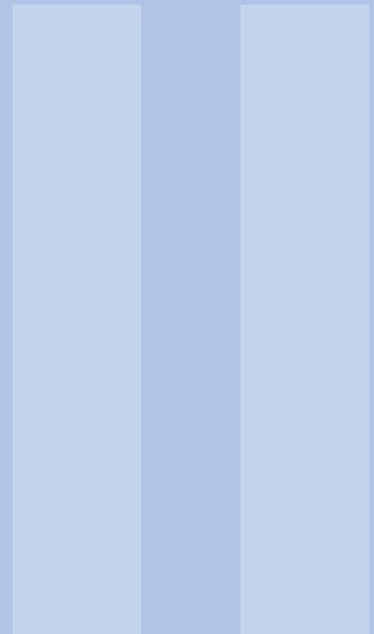
- Delimitación Conceptual:

En la presente investigación se utilizaron conceptos de:

- Proceso de AWJC
- Técnicas de inteligencia artificial: Redes Neuronales
- Micromanufactura
- Parámetros óptimos de corte del AWJC
- Rugosidad Superficial (Ra)



# **CAPÍTULO II: MARCO TEORICO**



## 2.1 ANTECEDENTES DE LA INVESTIGACIÓN

Sobre el uso de técnicas de inteligencia artificial en el proceso AWJC a nivel macrométrico, se han realizado las investigaciones, las mismas que se presentan a continuación:

- Zagórski et al. (2018) en su artículo investiga el efecto del cambio de flujo volumetrico del abrasivo y la alimentación del chorro en la eficacia del mecanizado de la aleación de magnesio de fundición AZ91D. Los resultados demuestran un efecto significativo del flujo abrasivo y la velocidad de alimentación del chorro en la calidad de la superficie mecanizada -rugosidad e irregularidades de la superficie-. Además, se modelaron parámetros de rugosidad superficial 2D seleccionados utilizando redes neuronales artificiales -función de base radial y perceptrón multicapa-, y demuestra que estas redes neuronales vienen a ser una adecuada herramienta para la predicción de parámetros de rugosidad superficial en el mecanizado por chorro de agua abrasivo (AWJM).
- Shukla & Tambe (2010) utilizaron el AWJC para cortar compuestos poliméricos reforzados con fibra de Kevlar. En su artículo presentan un enfoque detallado de uso y efectividad de una red neuronal de retropropagación (NN) para modelado y predicción de tres características de la superficie de corte, a saber, ancho del corte superior, ancho del corte inferior y rugosidad de la superficie (Ra) en AWJC de compuestos epoxi-kevlar de grado aeroespacial. Llevaron a cabo experimentos factoriales completos diseñados estadísticamente basados en tres parámetros de proceso AWJ: presión de chorro de agua (WJP), tasa de flujo abrasivo (AFR) y nivel de calidad (QL); en tres niveles cada uno para generar la base de datos de entrenamiento para la red neuronal. Los resultados demuestran que el modelo de la red neuronal fue capaz de modelar y predecir con éxito los dos anchos de corte y la rugosidad de la superficie coincidiendo estrechamente con los resultados experimentales.
- Çaydaş & Haşçalik, 2008a para pronosticar la rugosidad de la superficie en el proceso de AWJ desarrollaron redes neuronales artificiales y el modelo de regresión. Se utilizó un diseño de Taguchi de experimentos, los datos fueron seleccionados al azar para el entrenamiento y probar el modelo de red neuronal. El modelo de redes neuronales feedforward backpropagation se desarrolló con los parámetros de mecanizado: velocidad de desplazamiento, la presión del chorro de agua, la separación entre la boquilla y el material empleado, tamaño del grano abrasivo y el flujo de abrasivo. Cuando los resultados de ambos modelos fueron comparados con los experimentales, fue evidente que el de regresión mostró un desempeño ligeramente mejor el de red neuronal. Varios autores concluyeron que el rendimiento del modelo neuronal podría ser mejorado con gran cantidad de datos experimentales provenientes de una experimentación de factorial completo y teniendo en cuenta las características de rendimiento adicional.
- Lu et al. (2005) utilizó las redes neuronales artificiales para fines de predicción de los procesos de corte de varios materiales en AWJ. La red neuronal alimentada hacia adelante y entrenada con retro-propagación, fue desarrollada en MATLAB, con tres parámetros de entrada: tipo de material de la pieza, la presión de chorro de agua y el índice de calidad de corte deseada, mientras que la velocidad de corte se fijó como objetivo la predicción. Los autores concluyeron que los modelos de redes neuronales de predicción para ciertos sistemas AWJ pueden ser utilizados para la optimización de parámetros y simulación numérica de procesos corte AWJ.

## 2.2 ORIGEN DEL CORTE CON CHORRO DE AGUA

Gracias a su poder y en forma de chorros el agua ha estado al servicio de la humanidad durante cientos de años (Kovacevic et al., 1993). Los antiguos egipcios usaban arena combinada con agua para extraer y

limpiar. El agua a alta presión se ha utilizado para la tala tanto en la silvicultura como en la minería. Los mineros de California a mediados del siglo XIX usaban agua para cortar las laderas de las montañas auríferas (Burnham & Kim, 1989).

Como la persona que estudió el uso de agua a presión ultra alta (UHP) por primera vez se concibe al Dr. Norman Franz, quien quería innovar las formas de cortar árboles gruesos en madera, logrando se le atribuya la denominación del padre del chorro de agua. El término UHP se define como más de 30,000 lb/pulg<sup>2</sup> (psi).

El uso industrial de la tecnología WJC se remonta a una patente emitida en 1968. El Dr. Norman C. Franz (University of British Columbia) logro patentar el concepto de un sistema de WJC a muy alta presión. Su patente para producir una corriente de agua coherente implicaba agregar un polímero líquido de cadena larga al agua para evitar que se rompa cuando entraba en contacto con el aire. El Dr. Franz necesitaba un socio industrial que pudiera construir una bomba de alta presión de acuerdo con sus intenciones, asociándose con la empresa McCartney Mfg. Más tarde, McCartney adquirió la patente y comenzó a fabricar sistemas de WJC. Luego, McCartney fue comprada por Ingersoll-Rand y se convirtió en una división de esta empresa. El primer sistema de corte se vendió a Alton Box Board Co. en Tennessee para cortar formas de tubos de papel laminado que las sierras y los enrutadores no podían manejar bien.

Ingersoll-Rand no apreció inicialmente el potencial de la técnica y, en consecuencia, no se patentaron las invenciones relativas a intensificadores y boquillas. Este error abrió posibilidades para FLOW Inc., que comenzó a desarrollar su propio sistema de chorro de agua. FLOW Inc. también invirtió mucho en el desarrollo de la tecnología en sí. El primer sistema fue entregado por FLOW en 1974 y este sistema tenía una configuración de boquilla que mejoró la calidad del chorro en comparación con los sistemas anteriores.

El interés en desarrollar la tecnología llevó a la invención del corte por AWJC. Se agregaron partículas abrasivas al chorro de agua y fue posible perfilar metales y otros materiales duros. La adición de partículas a la corriente fue patentada por FLOW en 1983 (Hashish, 1992).

### 2.2.1 Principio de funcionamiento

También es importante tener en cuenta que la tecnología no se limita al corte, sino que también se puede utilizar para operaciones como taladrar, fresar, torneear y limpiar.

La tecnología WJC es un proceso en el cual se realiza corte en frío utilizando un flujo de solamente agua, o agua junto con un abrasivo, a una velocidad supersónica erosiona el material, bajo las siguientes fases:

- **Generación de presión**

La ultra-alta presión nominal del flujo de agua hasta 94 000 psi, es generada por una bomba. Como aspecto comparativo es la manguera contra incendios que utilizan los bomberos opera a presiones de 390 a 1200 psi.

- **Conversión de la presión a velocidad**

Esta presión es convertida a velocidad a través de un orificio pequeño que esta presente en una joya, creando así un corriente de agua tan delgada como un cabello humano, capaz de cortar materiales blandos.

- **Ingreso del material abrasivo**

El flujo supersónico de agua impulsa el abrasivo y aumenta en 1000 veces la potencia de corte.

Del cabezal de corte sale el agua y el abrasivo con casi cuatro veces la velocidad del sonido y con capacidad de cortar acero de espesores mayores a 30 centímetros (Burnham, 2015)

### **2.2.2 Tipos de corte por chorro de agua**

Existen dos tipos de corte utilizando chorro de agua:

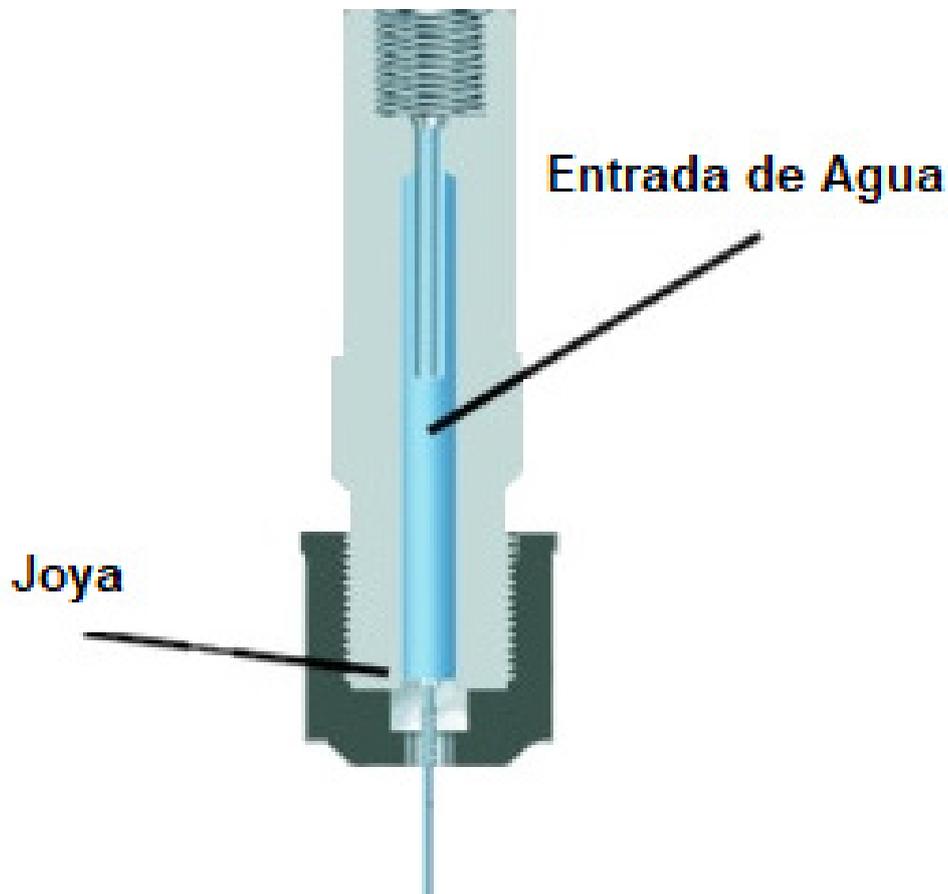
- Por chorro de agua, siglas en inglés de Water jet cutting (WJC)
- Por chorro de agua con abrasivos, en inglés AWJC (*Abrasive Water Jet Cutting*)

### **2.2.3 Corte por chorro de agua – WJC**

Se empleó como primer método de corte el WJC, el mismo que es capaz de funcionar las 24 horas del día, proporcionando una forma geométrica muy detallada a una alta velocidad de corte. Entre los usos más comunes del WJC, este se aplica para corte de materiales como espuma, pañales descartables, papel tisú, plásticos, alimentos, entre otros.

Con el uso de un chorro de agua a ultra alta presión, se consigue realizar el corte por agua, generado por un sistema hidráulico, el cual está accionado por un motor eléctrico el mismo que actúa sobre un pistón multiplicador, y como resultado, aumenta la presión hasta 20 veces y trasladándola hacia el cabezal de corte.

La entrada del agua pasa a través de un pequeño orificio que tiene una joya (*Figura 1*), colocada está en el extremo de una tubería, creando un haz de agua muy delgado y de muy alta velocidad, lo que hace cambiar la presión a la velocidad. Aproximadamente 40 000 psi es la corriente resultante que sale del orificio si está viajando a Mach 2 (dos veces la velocidad del sonido, a 15 °C es 2,450 km/h) y de 60 000 psi, para una velocidad Mach 3. El diámetro del orificio que atraviesa el chorro de agua varía desde 0,004 hasta 0,010 pulgadas para el corte típico (How Abrasive Waterjets Work – Waterjets.Org, n.d.)

**Figura 1***Corte por Chorro de Agua*

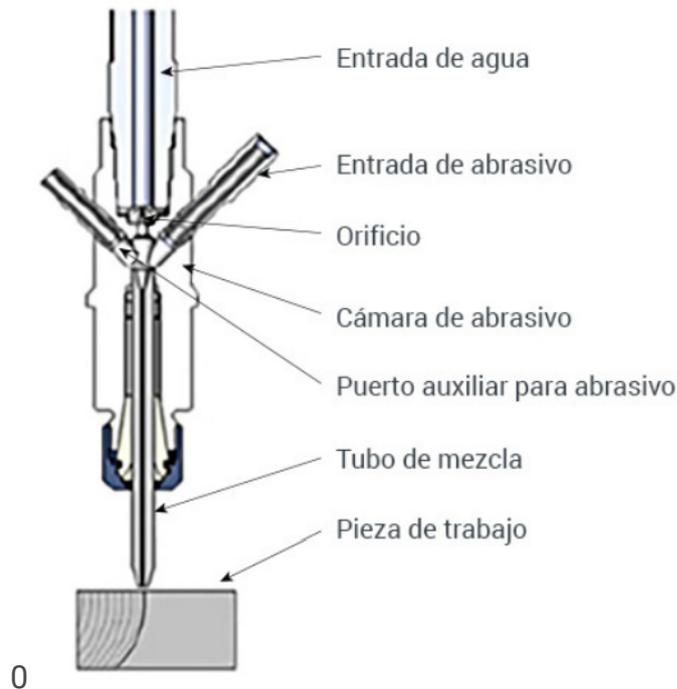
Nota. Waterjets.Org – The Most Complete Waterjet Resource on the Web, n.d.

Mientras que en el WJC, el flujo supersónico erosiona el material, en el AWJC, la corriente de chorro de agua hace que se aceleren las partículas abrasivas y éstas y no el agua, erosionan al material. El WJC corta materiales blandos y con el AWJC se corta materiales duros, tales como piedra, metales, cerámica y materiales compuestos. El AWJC utilizando los parámetros estándar puede cortar materiales de gran dureza como el óxido de aluminio y la cerámica.

El AWJC comienza igual que el WJC. Sin embargo, a medida que el chorro de agua sale por el delgado orificio de la joya (*Figura 2*), se agrega abrasivo al chorro y se mezcla. El agua a alta velocidad que sale del orificio de la joya crea un vacío que extrae el abrasivo de la línea abrasiva, que luego se mezcla con el agua en el tubo de mezcla, acelerando las partículas abrasivas a velocidades lo suficientemente rápidas como para cortar materiales mucho más duros (How Abrasive Waterjets Work – Waterjets.Org, n.d.).

**Figura 2**

*Corte por Chorro de Agua con Abrasivos*



Nota. La guía definitiva del corte por chorro de agua (Burnham, n.d.)

Cada uno de los tres tipos de materiales del orificio, más comunes, como rubí, zafiro y el diamante tienen propiedades únicas.

El zafiro es el material más común del orificio en la actualidad. Tiene una buena calidad de corriente y tiene un tiempo de vida, con buena calidad del agua, entre 50 a 100 horas de corte. En aplicaciones de AWJC el tiempo de vida del zafiro es de la mitad de las aplicaciones de chorro de agua pura. Los Zafiros generalmente cuestan entre \$ 15 y \$ 30 cada uno.

El Rubí también se puede utilizar en aplicaciones de chorro de agua con abrasivos. El flujo tiene características muy adecuadas para cortes por chorro de agua con abrasivos, pero no están bien adaptados para el WJC. Aproximadamente el costo es similar que el zafiro.

El diamante tiene mucho más tiempo la vida de ejecución (800 a 2000 horas), pero es de 10 a 20 veces más costoso (Ver *Tabla 1*). El diamante es especialmente útil cuando se operan las 24 horas al día. Diamantes, a diferencia de los otros tipos de orificio, puede algunas veces limpiarse ultrasónicamente y reutilizarse (Flow International Corporation, 2008).

Tabla 1

Tipos de Materiales más Comunes del Orificio

Material	Vida Útil	Uso	Observación
Zafiro	50 a 100 horas	WJC	De uso general, aunque la vida se reduce en 1/2 para aplicaciones de AWJC
Rubí	50 a 100 horas	AWJC	Corriente no apropiada para aplicaciones de WJC
Diamante	800 a 2000 horas	WJC y AWJC	10 a 20 más caro que el Rubí o el Zafiro

El poder de corte de un chorro de agua supersónica se multiplica por mil cuando se agrega el material abrasivo a la mezcla. En una tolva de transferencia el abrasivo se mantiene limpio y seco para ser agregado al cabezal de corte al final. Una vez que el material abrasivo está en el cabezal de corte, el agua lo acelera y sale disparado del tubo de mezcla como si fuera el proyectil que sale de una pistola. Se debe mantener una mezcla de agua-abrasivo y un poco de aire. Durante el proceso se utilizan alrededor de 4 litros de agua por minuto y 450 gramos de abrasivo por minuto.

El abrasivo utilizado en el proceso AWJC es de arena dura que ha sido especialmente seleccionado en tamaño. El abrasivo más común es el granate, por ser duro, resistente y al mismo tiempo barato. Hay diferentes tamaños de malla que se utilizan para diversos trabajos:

Grano 120: Produce una superficie lisa.

Grano 80 : De propósito general, es el más común.

Grano 50 : Cortes relativamente más rápido que 80, y superficie ligeramente rugosa.

El tubo de mezcla se comporta como un cañón de un rifle para acelerar las partículas abrasivas. El, al igual que el orificio, vienen en diferentes tamaños y con vida útil de reemplazo. El Tubo de mezcla es de aproximadamente 3" de largo, ¼" de diámetro, y tienen diámetros internos que van desde 0,020" hasta 0,060", siendo el más común es 0,040".

Aunque la máquina de corte por AWJC, por lo general se considera fácil de manejar, el tubo de mezcla requiere la atención del operador. Un importante avance tecnológico en el chorro de agua fue la invención de tubos de mezcla con una larga duración (Tabla 2). Desafortunadamente, los tubos de carburo de tungsteno, tubos de una larga duración son más frágiles que sus predecesores. Si el cabezal de corte entra en contacto con pinzas, o con el material a cortar, el tubo se puede romper, los cuales no se pueden reparar.

**Tabla 2***Vida útil de los Tubos de Mezcla*

Material	Vida útil (horas)	Observación
Estándar de carburo de tungsteno	4 a 6	Estos fueron los originales tubos de mezcla, que ya no se utilizan, debido a su bajo rendimiento y al costo por hora. Ellos requieren ser reemplazados muy frecuentemente
Compuesto de carburo de bajo costo	35 a 60	Son buenos para el corte áspero o cuando se está entrenando a un nuevo operador
Compuesto de carburo de media vida	80 a 90	Son buenos para cortes para trabajos cotidianos
Compuesto de carburo Premium	100 a 150	Se utiliza tanto para el trabajo de precisión como para trabajo cotidiano

La distancia del tubo de mezcla con el material a cortar es generalmente 0,010 a 0,200". La mayor separación (más de 0,080") puede causar un glaseado que aparece sobre el borde del corte de la pieza.

### 2.2.4 Sistema de AWJC

Un sistema de AWJC, mostrado en la *Figura 3*, consta de cuatro partes principales: sistema de preparación del agua, el sistema de generación de presión, la formación del chorro y el sistema de suministro de abrasivos.

#### Sistema de preparación del agua

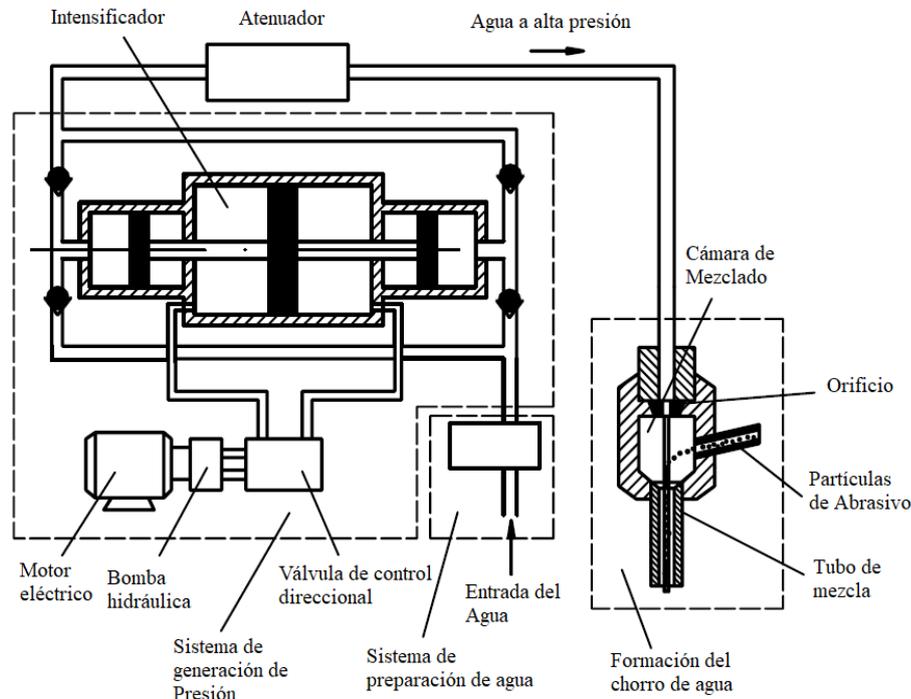
El sistema de preparación de agua se utiliza para suministrar agua purificada al sistema generación de presión. En general, las partículas mayores de 1  $\mu\text{m}$  tienen que ser filtradas para evitar el desgaste de las partes críticas del sistema de generación de presión.

#### Sistema de generación de presión

Este sistema está equipado con una bomba de alta presión para asegurar un flujo continuo y estable. El corazón para el sistema de chorro de agua es la bomba, la misma que ejerce presión sobre el agua enviándola de forma continua, de modo que una cabeza de corte puede a su vez volver esa agua presurizada en un chorro de agua con corriente supersónica. Hay dos tipos de bomba que se pueden utilizar para aplicaciones de chorro de agua: intensificador de presión y una bomba impulsora directa.

Figura 3

Esquema del Sistema AWJC



Nota. Performance Enhancement of Abrasive Waterjet Cutting (Pi, 2008)

### Bomba de impulsión directa

La bomba de impulsión directa se utiliza para aplicaciones de baja presión, tales como lavado a presión de una casa o de una cubierta antes de volverla a pintar. Es una bomba triple que consigue el movimiento de los tres émbolos directamente desde el motor eléctrico.

Se conoce que las bombas de impulsión directa son utilizadas en diversas aplicaciones industriales, la gran mayoría de las bombas de ultra alta presión por chorro de agua a nivel mundial, hoy en día son intensificadores de presión.

### Intensificador de presión

En una típica bomba intensificadora, existen dos circuitos de fluidos: circuito de agua y circuito hidráulico.

El circuito contiene filtros de agua a la entrada, bomba de refuerzo, intensificador, y un atenuador para la presión. El flujo de agua se filtra mediante el sistema de tratamiento de agua de entrada; por lo general incluye un filtro de 1 y 0,45 micras. Posteriormente el flujo de agua filtrada va hacia la bomba de refuerzo, manteniéndose una presión de ingreso de agua aproximadamente a 90 psi "garantizando un flujo permanente de agua al intensificador". Se envía el agua filtrada al intensificador de la bomba para su presurización hasta 60 000 psi. Previo a que salga el agua de la bomba, pasa a través de tuberías al cabezal de corte, en primer lugar, pasa por el atenuador de presión, el cual consiste en un gran recipiente que amortigua las

fluctuaciones de presión, garantizando que el flujo de agua que sale del cabezal de corte sea constante y consistente.

Un motor eléctrico (25 a 200 HP), bomba hidráulica, depósito de aceite, distribuidor hidráulico, y el montaje pistón/émbolo conforman el circuito hidráulico. La bomba hidráulica esta potenciada por el motor eléctrico. El aceite del depósito es empujado por la bomba hidráulica y lo presuriza a 3000 psi. Este aceite presurizado se envía al distribuidor donde las válvulas del distribuidor envían el aceite hidráulico a un lado a otro del montaje pistón/ émbolo. El intensificador es una bomba de intercambio, ya que el montaje pistón / émbolo tiene un movimiento alternativo de ida y vuelta, la entrega de agua a alta presión a un lado del intensificador mientras que el agua llena el otro lado a baja presión. El aceite hidráulico se enfría durante el regreso al depósito.

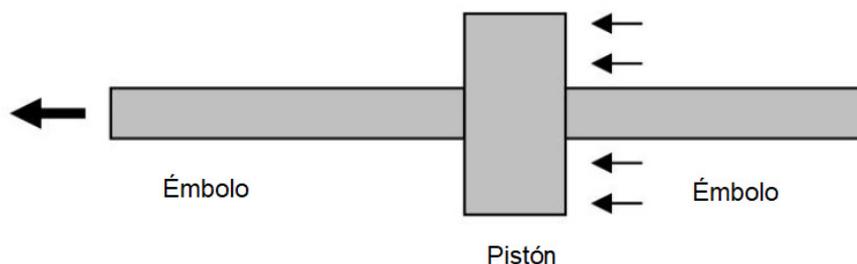
En el intensificador se halla la avanzada tecnología de la bomba. Habiéndose visto la descripción del circuito de agua, el intensificador al agua filtrada la presuriza hasta 60 000 psi. El “principio de la intensificación” son usadas por las bombas intensificadoras.

El aceite hidráulico está presurizado a una presión de 3000 psi. La presión del aceite actúa sobre un disco de gran diámetro, el cual es al menos 20 más grande que el extremo del émbolo, donde los 3000 psi de presión de aceite intensifican la presión de agua hasta 60 000 psi. Al variar el componente área ( $\text{Presión} = \text{Fuerza} / \text{Área}$ ) se ejerce sobre la presión su aumento o intensificación, lo que se conoce como El “principio de la intensificación”.

Pr ejemplo, en el caso de que la fuerza = 20 y área = 20, entonces la presión= 1. Pero si se mantiene constante la fuerza y se reduce considerablemente el área, la presión va a subir. Por ejemplo, reducir el área de 20 a 1, la presión subiría de 1 a 20. En la *Figura 4* las flechas pequeñas indican la presión de aceite de 3000 psi que empuja contra una cara del pistón que tiene 20 veces el área de la cara del émbolo, por lo tanto, la intensificación nos muestra una relación de 20:1.

**Figura 4**

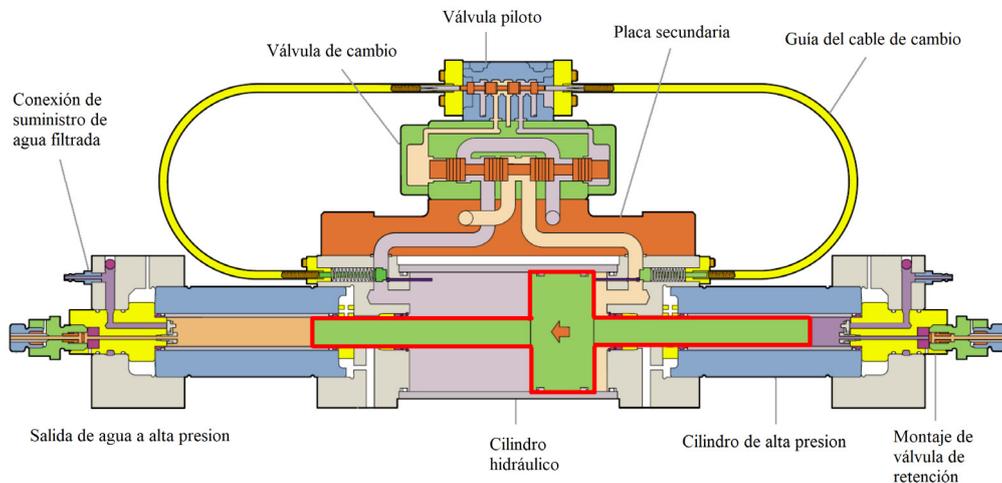
*Montaje Pistón/Émbolo*



En la *Figura 5* se observa que el movimiento del pistón es hacia la izquierda, el cual es indicado por una pequeña flecha. Los dos émbolos extienden el agua desde ambos lados del pistón. El agua a alta presión se entrega por el lado izquierdo, mientras que por el lado derecho se vuelve a llenar con agua a baja presión. Al final del viaje, la secuencia de pistón / émbolo se invierte (Pi, 2008).

Figura 5

Sección Transversal de un Intensificador

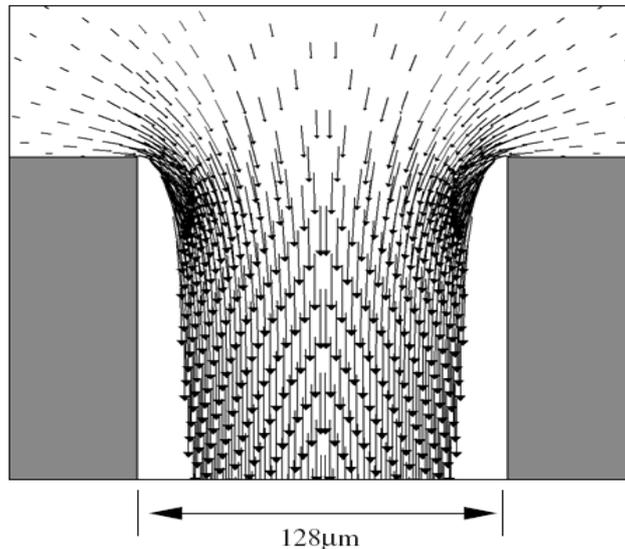


Nota. Liu et al. (2010)

### 2.2.5 Formación del chorro

La formación del chorro es usada para transformar parte de la energía hidráulica del agua a energía cinética del agua, y luego en energía cinética de las partículas abrasivas. La *Figura 6* muestra una típica formación de chorro por AWJC (Hoogstrate, 2000). Para formar el chorro de agua con abrasivos, primero el agua sale por un orificio a alta presión generando así chorro de agua a alta velocidad. Luego el chorro de agua a alta velocidad pasa a través del tubo de mezcla, que se instala aguas abajo del orificio. Debido al efecto Venturi, el vacío es creado en el tubo de mezcla. Como resultado, las partículas abrasivas con algo de aire caen en el tubo de mezcla a través de una línea de alimentación. Después de entrar en el tubo de mezcla, las partículas son aceleradas por la alta velocidad del chorro de agua (velocidad de 600 a 900 m/s) y luego pasan a través de una boquilla.

Por lo tanto, el orificio, el tubo de mezcla y la boquilla son las partes más importantes para la formación del chorro.

**Figura 6***Formación del Chorro de Agua*

### 2.2.6 Sistema de suministro de abrasivos

El sistema de suministro de abrasivos es usado para suministrar abrasivos de forma precisa con el pre requisito de la tasa del flujo de abrasivos. En la práctica, hay varios tipos de abrasivos que se usan con AWJC. Ellos pueden ser garnet: garnet Barton (Compañía Minas Barton), el garnet GMA (Compañía GMA Garnet Pty Ltd), oxido de aluminio, olivino, arena de sílice, etc. Generalmente en AWJC, el flujo de abrasivo es 0.08 a 0.5 kg/min (15 a 30 kg/h) y el tamaño de abrasivo varía entre 0.1 y 0.3 mm.

Cabe resaltar que el material abrasivo es una partícula pequeña, no metálica y dura, con forma irregular y bordes afilados.

### 2.2.7 Parámetros del proceso de AWJC

Según Momber & Kovacevic (2003) hay muchos parámetros involucrados en un proceso AWJC. En general, esos parámetros pueden ser divididos en dos grupos: Parámetros del proceso y parámetros objetivo

#### Parámetros del proceso:

Los parámetros del proceso incluyen parámetros relacionados con la formación del haz AWJC. Estos parámetros se pueden clasificar en cuatro siguientes subgrupos.

- Parámetros hidráulicos: diámetro del orificio y presión del agua.
- Parámetros de la boquilla de mezcla: longitud del tubo de mezcla y diámetro de la boquilla.
- Parámetros de los abrasivos: material, tamaño de la partícula, forma y tasa de flujo.
- Parámetros de corte: Ángulo de impacto, espacio entre la pieza de corte y la boquilla, y velocidad de corte.

### Parámetros objetivos:

Estos parámetros están relacionados con el objetivo de la máquina:

- Rugosidad superficial
- Profundidad de penetración
- Ancho de corte
- Precisión dimensional y geométrica
- Volumen de material removido

### 2.2.8 Ventajas

Las ventajas de este tipo de corte sobre los procesos convencionales y no convencionales, son las siguientes:

- Mecanizado versátil: El corte por agua, especialmente el AWJC, es útil para cortar una amplia variedad de materiales, independientemente de su grosor o dureza, asimismo se puede mecanizar materiales que son considerados difíciles de mecanizar con otros procesos de corte.
- Instalación y programación rápidas: Esta simplicidad significa que el cambio de materiales se puede realizar rápida y fácilmente y que no se requieren cambios de herramientas.
- El movimiento del cabezal de corte es controlado por una computadora, lo que simplifica enormemente el control del chorro de agua. Generalmente la "programación", consiste en utilizar un programa de CAD para dibujar la pieza, utilizar el programa que simule el corte y luego realizar el corte en la *máquina* herramienta. Este enfoque también significa que los clientes pueden crear sus propios dibujos y llevarlos a una máquina de WJC para la creación.
- Requiere poca fijación para la mayoría de las piezas, debido a que las fuerzas de corte son pequeñas.
- Zona afectada por el calor mínima o nula. Durante el proceso AWJC, la pequeña cantidad de calor generado es absorbido por el agua. El mecanizado generalmente se realiza a temperatura ambiente.
- El resultado de no tener ninguna zona afectada térmicamente, significa que se puede maquinar sin el endurecimiento del material y deformaciones, por lo que se le considera corte en frío, muy requerido en aplicaciones donde el material debe cuidarse del calor, que es el caso de la industria aeroespacial o en la fabricación de vehículos.
- No hay tensiones mecánicas: El corte AWJC no produce tensión en el material.
- Son muy seguros: por supuesto, no se debe colocar ninguna parte del cuerpo frente a al cabezal de corte, mientras está encendido. Aparte de esto, son muy seguras. Una fuga en un sistema de alta presión de agua tiende a resultar en un rápido descenso de la presión a niveles seguros. El agua en sí es segura y no explosiva y los abrasivos utilizados son inertes y no tóxicos. Uno de los mayores peligros son los cortes que producirían los bordes afilados de material creado por el chorro de agua.

- Amigable con el ambiente: Siempre y cuando no se está mecanizado un material que es peligroso, el material abrasivo gastado y los residuos son propicios para el relleno sanitario. El abrasivo de granate es inerte y puede removerse con el resto de la basura.
- Al mecanizarse materiales peligrosos como el plomo u otro, se tendría que deshacerse de sus residuos adecuadamente, y reciclar el agua. Teniendo en cuenta, que se elimina muy poco metal en el proceso de corte. Esto hace que el impacto ambiental sea relativamente bajo.
- Asimismo, no se produce emanaciones peligrosas de gases, humos, polvos o radiaciones y no contamina con productos químicos, porque no requiere refrigerantes, los cuales son costosos.
- No se requiere de agujero inicial: Agujeros de inicio sólo se requieren para los materiales que son difíciles o imposibles de penetrar.
- Ahorro de material: La generación de un corte estrecho, permite eliminar sólo una pequeña cantidad de material. La corriente de chorro de agua elimina muy poco material, aproximadamente 0,02" (0,5 mm) de ancho. Esto demuestra un beneficio significativo cuando se trabaja con materiales caros (como el titanio) o materiales peligrosos (como el plomo).
- La multidireccionalidad del corte, permite cortar en cualquier dirección.
- La capacidad de cortar todo tipo de materiales, independientemente de su espesor y dureza.
- A diferencia de otros procesos de corte, es posible cortar materiales reflectivos como aluminio y bronce.
- Flexible. No hay necesidad de reemplazar piezas y herramientas cuando se cambia el tipo de material a cortar, solo hay un cambio en la velocidad del corte.
- Permite aumentar la producción, acomodando varias placas del material al mismo tiempo para cortar las piezas en una sola operación.
- La capacidad de utilizar en simultáneo múltiples cabezales de corte, para aumentar la productividad.
- Terminado limpio del producto, eliminando las operaciones de limpieza secundarias.

### 2.2.9 Desventajas

Aunque el corte AWJC es un proceso de mecanizado realmente útil y puede ser utilizado para varias aplicaciones, la tecnología todavía tiene las siguientes desventajas:

- Se requiere de una alta inversión inicial: El costo del propio equipo, es el mayor costo de operación.
- Costos altos de mantenimiento: Instancias en las que los usuarios finales de AWJC a veces pasan por alto los requisitos de mantenimiento de las máquinas nuevas. El retorno de la inversión puede disminuir si permanece inactivo durante un período prolongado debido a un mantenimiento imprevisto. Como resultado, es crucial que los propietarios tengan en cuenta los costos asociados al mantenimiento. Los problemas de mantenimiento incluyen el cabezal de corte, la bomba, las válvulas neumáticas, el sistema de alimentación de abrasivo y las líneas de suministro de alta presión.
- Ruido relacionado al AWJC. Durante el proceso de corte del AWJC se aprecia ruidos del proceso aerodinámico y mecánico. El ruido aerodinámico se genera por la alta velocidad en la que viaja el chorro de agua, mientras que el ruido mecánico proviene del motor. Tiene un nivel de sonido de 100 dB, por eso es necesaria la protección auditiva, considerando que el intervalo óptimo para el oído

humano se encuentra entre 15 y 30 decibeles y los problemas de salud comienzan cuando el nivel de decibelios alcanza los 60 decibeles.

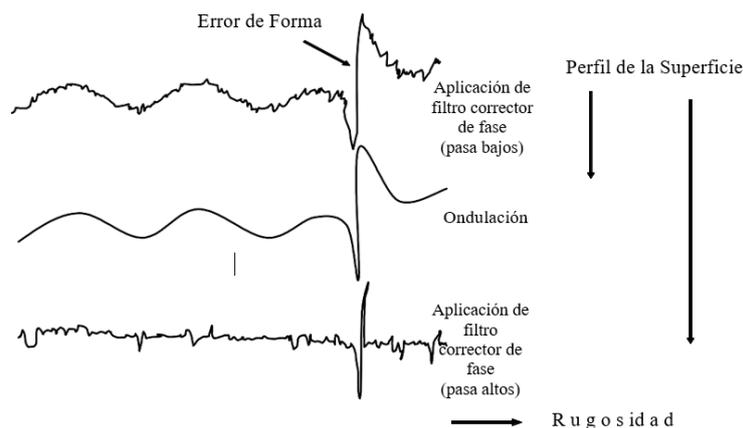
- Ciclo de vida de la boquilla. La boquilla usada en el AWJC, y viene a ser un componente crucial que afecta el comportamiento técnico y económico del sistema.
- Geometría Kerf o conicidad. Al cortar materiales muy gruesos, las conicidades que se generan en el corte en AWJC pueden ser un obstáculo importante. Cuando el chorro de agua sale del cabezal de corte en dirección a la pieza con un ángulo diferente al de entrada, genera una forma cónica, lo que provoca una falta de precisión dimensional. Reducir la velocidad del cabezal de corte puede ayudar, pero aún puede ser un problema en ciertos casos.
- No se pueden cortar materiales que se degradan rápidamente con la humedad.

## 2.3 LA RUGOSIDAD

Las irregularidades o asperezas con diferentes longitudes que se superponen a la forma de la pieza para definir su topografía presentan todas las superficies y se pueden clasificar en tres categorías (Bennett, 2007): (1) rugosidad, (2) ondulación y (3) error de forma. La rugosidad se refiere tanto las irregularidades espaciales de corto alcance como a la textura de la superficie que son intrínsecas al proceso de manufactura (Figura 7). La rugosidad es el resultado de valles y picos con extensiones variables y espaciamientos mayores a las dimensiones moleculares. La ondulación de la superficie corresponde a las irregularidades superficiales espaciadas más que la rugosidad, mientras que los errores de forma son grandes desviaciones de la forma nominal de la pieza. Los métodos cuantitativos de medición de rugosidad utilizan filtros de corrección de fase, mayormente de tipo gaussiano (Wennerberg, 1996) para separar los errores de forma de rugosidad de la ondulación (Whitehouse, 1994).

**Figura 7**

*Detalles Topográficos de una Superficie: Rugosidad, Ondulación y Error de Forma*



La rugosidad superficial es una métrica muy utilizada en el sector industrial de la fabricación para evaluar la calidad final de una pieza, puede ser descrita y cuantificada por métodos topográficos y puede expresarse como el resultado de realizar mediciones sobre el perfil (2D o 3D) de la superficie.

### 2.3.1 Rugosidad promedio (Ra)

Según la norma ISO 4287/1 DIN 4768 la rugosidad media aritmética es el promedio de las desviaciones del perfil de rugosidad desde la línea central a lo largo de la longitud de evaluación ( $l_m$ ) al mismo tiempo, es un parámetro de rugosidad de amplitud y esto se representa mediante el procedimiento mostrado en la *Figura 8*; así Ra es la rugosidad promedio o desviación media aritmética del perfil y se representa por la siguiente fórmula (Groover, 2007).

$$R_a = \frac{1}{l_m} \int_0^{l_m} |y(x)| dx$$

Donde:

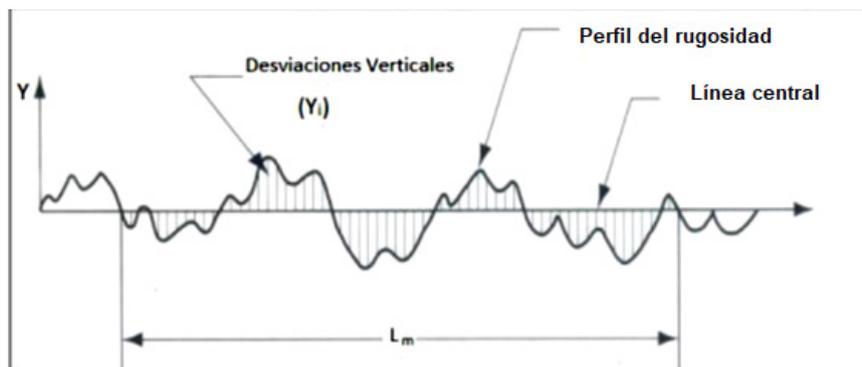
Ra: Rugosidad promedio

y : Desviación vertical

l<sub>m</sub>: Distancia medida

**Figura 8**

*Representación Gráfica de la Rugosidad Promedio*



Nota. Chávez y Rojas (2015)

Los diferentes valores de Ra en  $\mu\text{m}$  se dividen en grados según DIN 4769 para facilitar la especificación y el control, como se muestra en la *Tabla 3*.

Tabla 3

*Clases de Rugosidad*

Ra [ $\mu\text{m}$ ]	Nº de Grado de Rugosidad
50	N12
25	N11
12,5	N10
6,3	N9
3,2	N8
1,6	N7
0,8	N6
0,4	N5
0,2	N4
0,1	N3
0,05	N2
0,025	N1

A modo de referencia, según los grados de rugosidad DIN 4679, se definen los siguientes grados de evaluación visual y táctil:

- N9 - N10: Las marcas de mecanizado se aprecian con la vista y con el tacto.
- N7 - N8 : Las marcas de mecanizado se aprecian con la vista pero no con el tacto
- N5 – N6 : Las marcas de mecanizado no se aprecian ni con la vista ni con el tacto.
- N1 – N4 : La superficie es especular

## 2.4 INTELIGENCIA ARTIFICIAL

Una definición ampliamente aceptada sería que la inteligencia artificial (IA) es un conjunto de diferentes tecnologías que pueden trabajar coordinadamente permitiendo a las máquinas actuar con altos niveles de autonomía, y que en última instancia pretenderían alcanzar la inteligencia humana. Las inteligencias artificiales operan recopilando e interpretando correctamente datos externos, aprenden de esos datos y aplican ese aprendizaje para lograr objetivos y realizar nuevas tareas específicas a través de procesos de adaptación flexibles; sin embargo, todavía dependen de la supervisión humana para el desarrollo y automatización de esas tareas (Martín, 2021).

### 2.4.1 Redes Neuronales Artificiales (RNA)

Una RNA, es un modelo computacional, que según Anderson (1995) está basado en la idea de redes neuronales biológicas, considerado como un sistema de procesamiento de información que tiene una arquitectura de procesamiento distribuida en paralelo que utiliza neuronas artificiales (también llamadas elementos de procesamiento ) conectadas a través de varias conexiones (sinapsis) para almacenar y recordar conocimientos disponibles, simulando las funciones computacionales elementales de la red del sistema nervioso del cerebro humano, en base a interconexión de varios elementos de procesamiento, cada uno exhibiendo un comportamiento completamente local.

De acuerdo con Hilera (1995) una RNA es un modelo matemático que colecciona unidades de procesamiento (neuronas, células o nodos) conectadas entre sí a través de múltiples vías de comunicación directa (conexiones), con el propósito de recibir señales de entrada, procesarlas y emitir señales de salida.

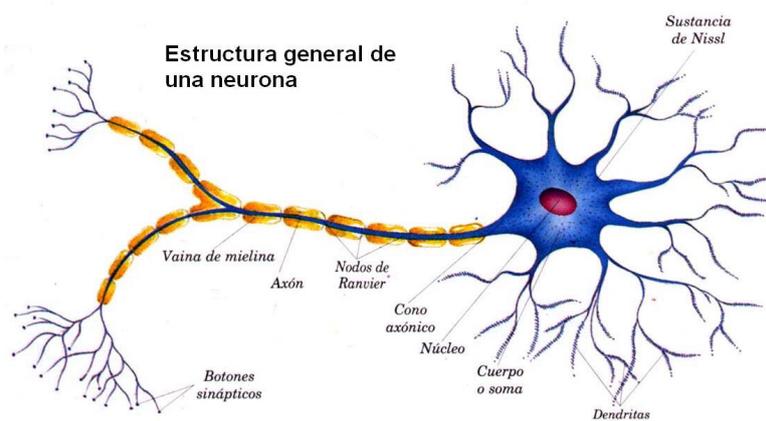
Las Redes Neuronales artificiales son estructuras conexionistas que imitan las redes neuronales humanas en su capacidad para procesar información y aprender a través de la interacción entre sí (Ramírez et al, 2018). Las tareas de identificación, predicción, clasificación, control automático de procesos y modelado de sistemas lineales y no lineales están todas dentro de sus capacidades. Para la investigación las RNA se utilizaron para predecir la rugosidad superficial en piezas de bajas dimensiones cortadas en AWJC.

### 2.4.2 Estructura básica de una Red Neuronal Artificial

En el sistema nervioso de los humanos, especialmente en el cerebro, la neurona es la unidad básica o unidad de procesamiento simple que recibe y mezcla señales con otras neuronas. Si la combinación de entradas es suficientemente fuerte, se activa la salida de la neurona. Los componentes de una neurona se ilustran en la *Figura 9*.

**Figura 9**

*Estructura de una Neurona*



Nota. Otero (2016)

El cerebro consta de una o miles de millones de neuronas estrechamente interconectadas. El axón (salida) de la neurona se ramifica y está conectada a las dendritas (entradas) de otras neuronas a través de conexiones llamadas sinapsis. La eficacia de la sinapsis puede cambiar durante el proceso de aprendizaje de la red.

Cada elemento de procesamiento (PE = elemento procesador) en una RNA funciona como una neurona biológica.

Cuando se envían muchas entradas a una unidad de procesamiento, normalmente se suman para formar una sola salida. Una función de transferencia modifica la suma de entrada y se envía directamente al procesador, el valor de salida de la función.

Usando conexiones ponderadas que imitan la eficiencia de la sinapsis de una neurona, la salida del PE puede conectarse a las entradas de otras neuronas artificiales.

### 2.4.3 Modelo de neurona artificial

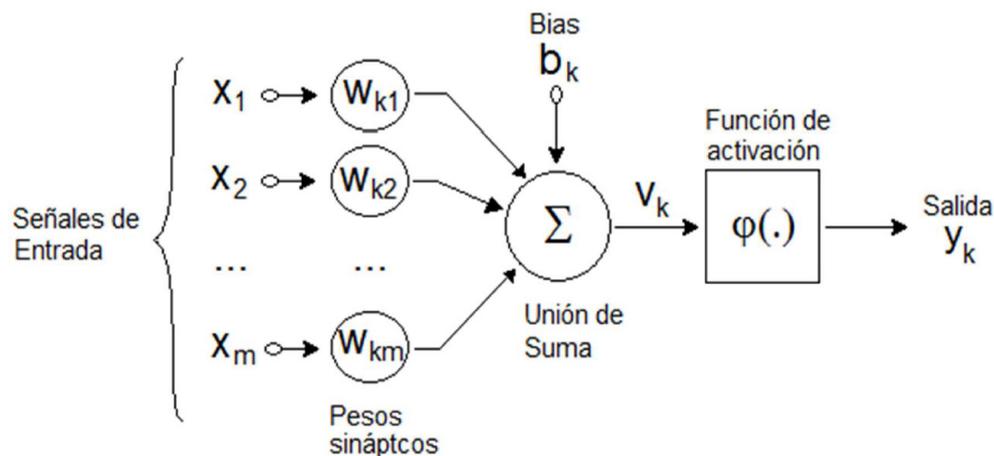
El procesamiento de información ocurre en unidades llamadas neuronas, que son indispensables para el correcto funcionamiento de la red neuronal en su conjunto.

Como se ilustra en la *Figura 10* se identifican tres básicos elementos en el modelo de una neurona, base para la estructura de redes neuronales artificiales:

- Un grupo de sinapsis o conexiones, cada una con su propio peso o fuerza. En particular, la señal  $x_j$  conectada a la entrada de la sinapsis  $j$  conectada a la neurona  $k$  se multiplica por el peso sináptico  $w_{kj}$ , el primer subíndice se refiere a esta neurona y el segundo subíndice se refiere al extremo de entrada de la sinapsis a la que se refiere el peso. A diferencia de las sinapsis en el cerebro, las RNA pueden tener pesos sinápticos, en un intervalo que incluye valores positivos como negativos.
- El sumador que suma las señales de entrada ponderadas por las sinapsis correspondientes de la neurona; formando un combinador lineal.
- La función de activación también se puede considerar como función de aplastamiento, ya que limita el intervalo de amplitud permisible de la señal de salida a un valor finito.

**Figura 10**

*Modelo No Lineal de una Neurona*



Nota. Haykin (1999)

La notación estándar para la amplitud normalizada de una neurona en su salida es el intervalo unitario cerrado  $[0,1]$  o  $[-1,1]$ .

También se muestra un sesgo aplicado externamente, indicado por  $b_k$  en el modelo neuronal de la *Figura 10*.

La entrada neta a la función de activación se ve afectada por el valor del sesgo  $b_k$ , que puede ser positivo o negativo.

Matemáticamente, una k-neurona puede describirse mediante las siguientes dos ecuaciones :

$$u_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j \quad (2.1)$$

Y

$$y_k = \varphi(u_k + b_k) \quad (2.2)$$

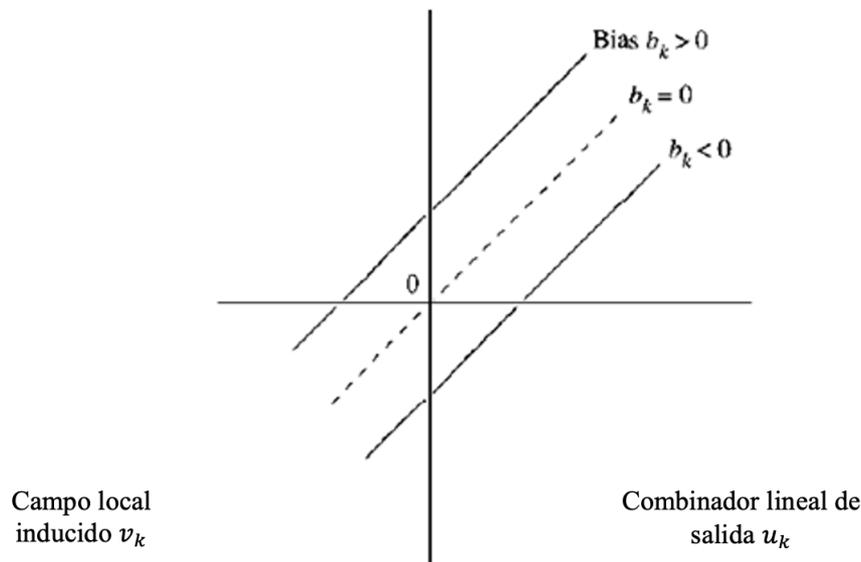
donde  $x_1, x_2, \dots, x_m$  son las señales de entrada;  $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$  son los pesos sinápticos de neurona k;  $u_k$  es la salida del combinador lineal en respuesta a las señales de entrada;  $b_k$  es el sesgo;  $\varphi(\cdot)$  es la función de activación; y  $y_k$  es la señal de salida de la neurona. Como se puede observar en la *Figura 10*, cuando se usa el bias  $b_k$ , este aplica una transformación afín a la salida  $u_k$  del combinador lineal.

$$v_k = u_k + b_k \quad (2.3)$$

Por ejemplo, como se observa en la *Figura 11*, el campo inducido local (o potencial de activación)  $v_k$  de la neurona k varía con el combinador de sinapsis lineal (por lo que se denomina  $u_k$ ), dependiendo de si sesgo  $b_k$  es positivo o negativo. Nótese que como consecuencia de esta transformación afín, que  $v_k = b_k$  y  $u_k = 0$ , y la gráfica de  $v_k$  frente a  $u_k$  ya no pasa por el origen.

**Figura 11**

*Transformación Afín Producida por la Presencia de un Sesgo*



Nota. Haykin (1999)

El sesgo  $b_k$  es un parámetro externo de la neurona artificial  $k$ , como se observa en la Ec. (2.2). De manera equivalente, se puede formular la combinación de las Ecs. (2.1) a (2.3) como sigue:

$$v_k = \sum_{j=0}^m w_{kj} x_j \quad (2.4)$$

y

$$y_k = \varphi(v_k) \quad (2.5)$$

Se agrega una nueva sinapsis a la ecuación en (2.4). En este caso, su entrada es

$$x_0 = +1 \quad (2.6)$$

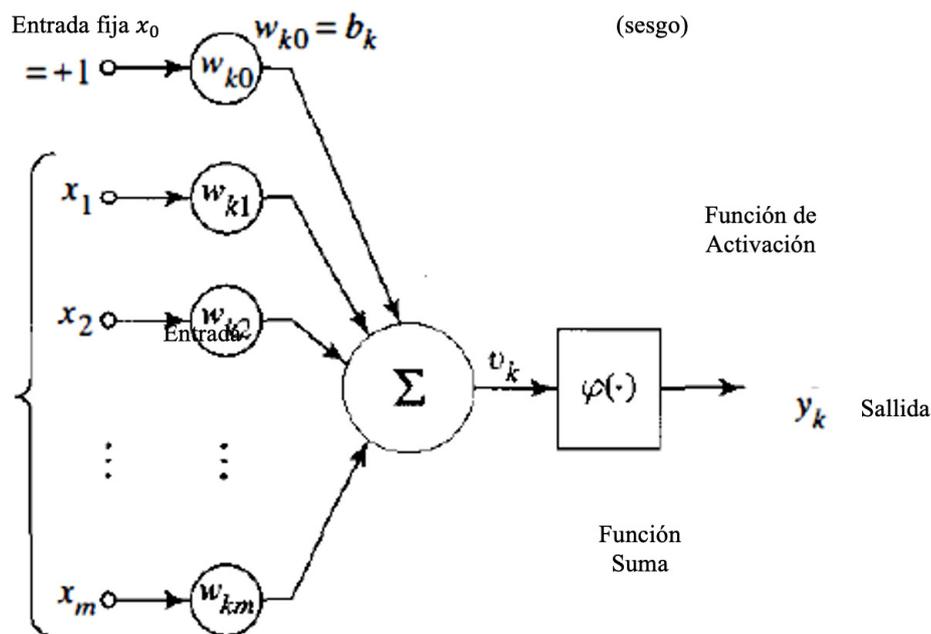
y su peso es

$$w_{k0} = b_k \quad (2.7)$$

Entonces, el modelo de  $k$ -neuronas se puede reformular como se ilustra en la *Figura 12*, los efectos del sesgo se muestran en este diagrama al hacer dos cosas: (1) agregar una nueva señal de entrada fija en el nivel +1 y (2) agregando un nuevo peso sináptico igual al sesgo  $b_k$ . Aunque los modelos de las *Figura 10* y *Figura 12* son diferentes en apariencia, son matemáticamente equivalentes (Haykin, 1999).

**Figura 12**

*Otro Modelo No Lineal de una Neurona*



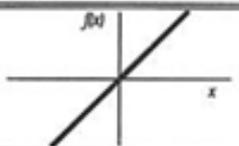
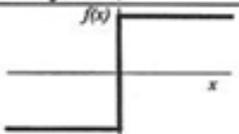
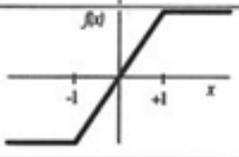
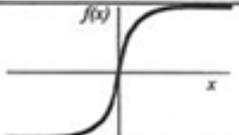
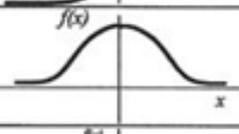
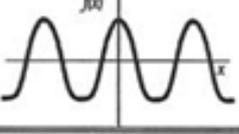
Nota. Haykin (1999)

### 2.4.4 Tipos de función de activación

La función de activación representada por el símbolo  $\sigma$  describe la descarga neuronal en términos del campo local inducido. Aquí se identifican las funciones de activación (Ver *Tabla 4*).

**Tabla 4**

*Funciones de Activación Usuales en Neuronas Artificiales*

	Función	Rango	Gráfica
<b>Identidad</b>	$y = x$	$[-\infty, +\infty]$	
<b>Escalón</b>	$y = \text{sign}(x)$ $y = H(x)$	$\{-1, +1\}$ $\{0, +1\}$	
<b>Lineal a tramos</b>	$y = \begin{cases} -1, & \text{si } x < -1 \\ x, & \text{si } -1 \leq x \leq +1 \\ +1, & \text{si } x > +1 \end{cases}$	$[-1, +1]$	
<b>Sigmoidea</b>	$y = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ $y = \text{tgh}(x)$	$[0, +1]$ $[-1, +1]$	
<b>Gaussiana</b>	$y = Ae^{-Bx^2}$	$[0, +1]$	
<b>Sinusoidal</b>	$y = A \text{sen}(\omega x + \varphi)$	$[-1, +1]$	

Nota. <http://redesneuralesramsesm.blogspot.com>

### 2.4.5 Arquitectura de las redes neuronales

La arquitectura de una red neuronal también se le conoce como topología, estructura o patrón de conexiones. El comportamiento de una red neuronal artificial está determinado por la estructura de sus conexiones sinápticas, o las formas en que sus nodos se vinculan entre sí. Debido a la direccionalidad de estas conexiones sinápticas, la información solo puede ir en una dirección (de la neurona presináptica a la postsináptica). A menudo las neuronas se asocian en unidades estructurales que se les llamará "capas". La RNA consiste en una colección de una o más capas.

Los tres tipos de capas son la capa de entrada, la capa de salida y las capas ocultas (Ver *Figura 13*).

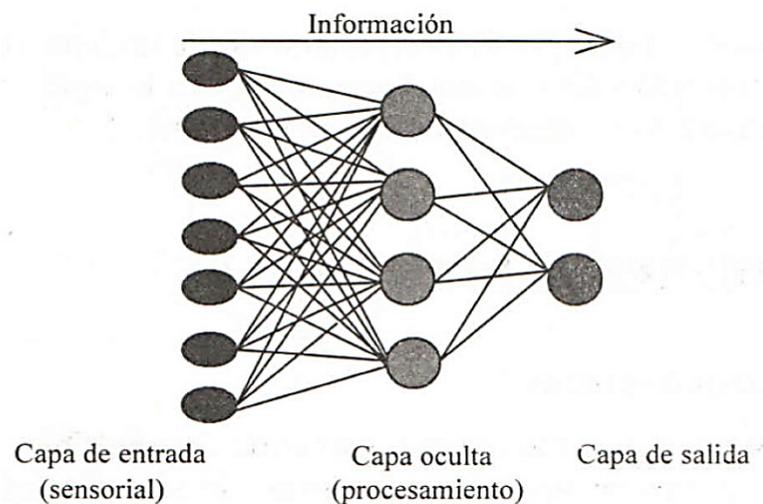
Las neuronas que forman la **capa sensorial o de "entrada"** son responsables de recibir información y señales del entorno.

Cada neurona en la **capa de salida** es responsable de transmitir la respuesta de la red .

Una **capa oculta** no está conectada con su entorno de ninguna manera, ni a través de sensores o actuadores. La capa de oculta permite que la red neuronal tenga más libertad de acción en su representación del entorno que se está modelando.

**Figura 13**

*Arquitectura Unidireccional con Tres capas de Neuronas*



Después de tener en cuenta su estructura, se indica:

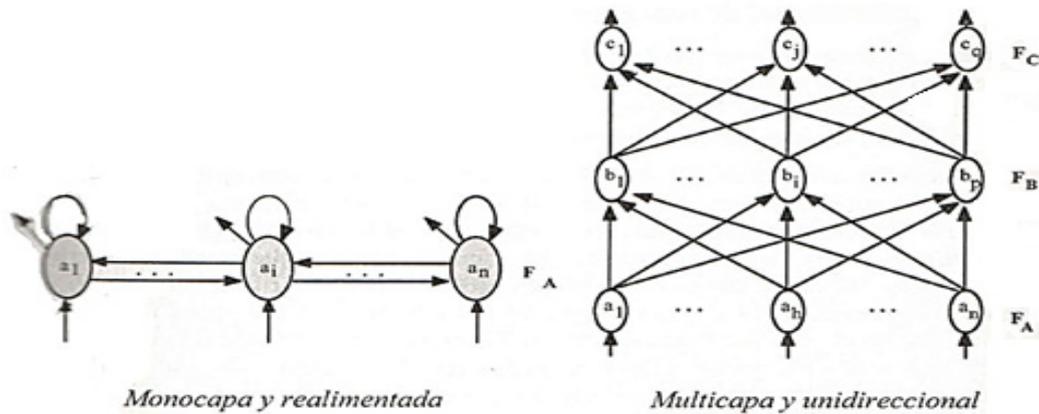
Existen dos tipos de redes neuronales: Las redes monocapa , que se componen de una sola capa de neuronas, y las redes multicapa, en las que las neuronas se organizan en múltiples capas.

Según la dirección del flujo de datos, se puede clasificar las redes como unidireccionales (feedforward) o bidireccionales (feedback), donde la información puede ir y venir entre capas de neuronas en ambas direcciones.

La *Figura 14* ilustra dos ejemplos de arquitectura, uno de los cuales es una red monocapa y recurrente, y el otro es una red multicapa y unidireccional. Así considerando su estructura se puede hablar de:

Figura 14

Ejemplos de Arquitecturas de Redes Neuronales



### 2.4.6 Perceptrón Multicapas

Perceptrón Multicapa (MLP por sus siglas en inglés Multi Layer Perceptron) es una red neuronal con al menos tres capas: una capa de entrada, una capa oculta y una capa de salida. Esto contrasta con las redes de una sola capa como Perceptrón y Adaline.

Backpropagation-error (propagación del error hacia atrás) es un método formalizado por Rumelhart et al. (1986) que permite que una red de perceptrones multicapa aprenda la asociación entre un conjunto de patrones de entrada y sus correspondientes salidas.

Esta red tiene la capacidad de generalizar; puede estimar de forma rápida y precisa los efectos de las observaciones que quedaron fuera de la fase de entrenamiento. Cabe indicar que es el tipo de red que se ha utilizado en el desarrollo de esta investigación por ser una herramienta multipropósito, flexible y no lineal.

#### Arquitectura de la MLP

Una red perceptrón multicapa está compuesto por una capa de entrada, una capa de salida y una o más capas ocultas.

Las conexiones entre capas de neuronas siempre apuntan hacia adelante; se transmiten de las neuronas de una capa a las neuronas de la capa siguiente; no hay conexiones en la parte posterior o los lados, por lo que los datos fluyen desde la capa de entrada a la capa de salida.

#### Algoritmos de aprendizaje de MLP

Dentro de los algoritmos para el aprendizaje de redes MLP que emplean técnicas de optimización numérica estándar se presentan a continuación algunos de ellos:

- Algoritmo Backpropagation
- Algoritmo de Aprendizaje del Gradiente Conjugado
- Algoritmo de Aprendizaje de Levenberg Marquardt

Para la investigación se utilizó el Algoritmo de Aprendizaje de Levenberg Marquardt.

### Algoritmo de aprendizaje Levenberg Marquardt

Es un algoritmo que acelera la fase de aprendizaje de las redes neuronales artificiales y lleva el nombre de sus inventores: el algoritmo Levenberg Marquardt.

El algoritmo de Marquardt de Levenberg combina estrategias de minimización newtoniana y de descenso de gradiente. Su propósito es determinar la dirección de cambio de la función del error, en base a la derivada de segundo orden del algoritmo de retropropagación utilizandola matriz de aproximación hessiana, que es la matriz derivada de segundo orden de la función de error, que se aplica a los pesos sinápticos actuales para encontrar la dirección de gradiente óptima.

Debido a la implementación computacionalmente intensiva del algoritmo Marquardt de Levenberg causada por el hecho de que la matriz hessiana es notoriamente difícil de encontrar, no se recomienda para entrenar redes con una gran cantidad de conexiones. Este algoritmo supera al algoritmo de gradientes conjugados en velocidad y precisión para redes con pocas neuronas y conexiones.

### Pasos del algoritmo Levenberg Marquardt

En el algoritmo Levenberg Marquardt, el vector de peso de la red MLP se actualiza por lotes, al igual que en el algoritmo de gradiente conjugado. Como resultado del aprendizaje por lotes, se calcula la matriz hessiana y el vector de gradiente para cada patrón y se calcula el promedio del número total de estos patrones.

De manera similar a cómo se actualiza el vector de peso MLP utilizando el algoritmo de descenso de gradiente, el algoritmo de Levenberg-Marquardt también emplea una técnica de aprendizaje basada en muestreo. Como consecuencia de llevar a cabo un procedimiento de aprendizaje por lotes, la matriz hessiana y el vector de gradiente se calculan para cada patrón y luego se promedian entre todos los patrones.

**Paso 1:** Se inicializa los parámetros de la red definiéndose:

Los valores iniciales de los pesos y bias de la red  
 El valor inicial del parámetro de aprendizaje  $\alpha$   
 El error mínimo deseado  $E_{min}$   
 La condición parar = Falsa y RESET = Falso

**Paso 2:** Si RESET = Falso se ejecuta los pasos 3 a 13, sino se pasa al paso 14.

**Paso 3:** Se presentan los patrones de entrenamiento a la red.

$$X_p = \{X_{1,1}, X_{2,1}, \dots, X_{1,p}, \dots, X_{p,p}\}$$

**Paso 4:** Se calcula valores de entradas netas para la capa oculta.

$$Neta_{pj}^h = \sum_{i=1}^N w_{ji}^h x_{pi} + \theta_j^h$$

**Paso 5:** Se calcula salida de la capa oculta.

$$i_{pj}^h = f(Neta_{pj}^h)$$

**Paso 6:** Se calcula valores netos de entrada para la capa de salida.

$$Neta_{pk}^0 = \sum_{j=1}^l w_{kj}^0 i_{pj}^0 + \theta_k^0$$

**Paso 7:** Se calcula la salida de la red neuronal.

$$y_{pk} = f_k^0(Neta_{pk}^0)$$

**Paso 8:** Se determina el error global de la red y se almacena en la variable

$E_{prev}$  (Error previo)

$$E_{prev} = E = \frac{1}{2P} \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^M (d_{pk} - y_{pk})^2$$

**Paso 9:** Se calcula gradiente para conjunto de patrones.

$$G_{save} = -\nabla E(0)$$

**Paso 10:** Se calcula la matriz  $H$ .

$$H_{save} = H$$

**Paso 11:** Si  $E_{prev} > E_{min}$  (el error previo es mayor al error mínimo deseado),

Se ejecuta los pasos 12 a 18, sino se hace **Condición\_parar** = Verdadera y se sale

**Paso 12:** Se inicializa parámetro  $\lambda$ .

$$\lambda = H_{ijmax}$$

$$i = j$$

**Paso 13:** Se inicializa indicador RESET a verdadero y se vuelve al paso 2.

**Paso 14:** Si RESET = verdadero, se guarda el vector gradiente y la matriz H.

$$H = H_{save}$$

$$G = G_{save}$$

**Paso 15:** Se incrementa cada elemento de la diagonal de H en  $\lambda$ .

$$H=H+ \lambda I$$

**Paso 16:** Se resuelve sistema de ecuaciones para  $\Delta$ .

$$(H+ \lambda I)\Delta=G$$

**Paso 17:** Se adiciona  $\Delta$  al actual vector de pesos para actualización.

$$W(t + 1) = W(t) - \Delta$$

**Paso 18:** Se calcula el error E, gradiente G y matriz H con el nuevo vector de pesos.

$$E = \frac{1}{2P} \sum_{p=1}^P \sum_{K=1}^M (d_{pk} - y_{pk})^2$$

**Paso 19:** Si  $E_{prev} \leq E_{min}$ , hacer Condición \_ parar = Verdadero, en caso contrario Condición \_ parar = Falsa

**Paso 20:** Si  $E < E_{prev}$  se hace  $E_{prev} = E$ , en caso contrario se realizan los siguientes ajustes y se vuelve al paso 14:

*RESET = verdadero*

$\lambda = \lambda * \rho$  donde  $\rho < 1$

**Paso 21:** Si  $E > E_{prev}$  se hace los siguientes ajustes y se vuelve al paso 14.

RESET = falso

$$\lambda = \lambda * \rho$$

$$\underline{H_{save}} = \underline{H} \text{ donde } \sigma > 1$$

$$\underline{G_{save}} = G$$

### 2.4.7 Aplicaciones de las redes neuronales artificiales

Las redes neuronales tienen muchas aplicaciones prácticas en la manufactura. Actualmente están integradas en muchos dispositivos electrónicos comerciales, porque funcionan mejor en la identificación de patrones o tendencias en los datos, lo que los hace ideales para las necesidades de predicción.

De acuerdo con Ponce (2011) algunas de las áreas donde se aplican RNA son:

- Finanzas: Pronóstico de evolución de precios, evaluación de riesgo crediticio, identificación de falsificaciones, interpretación de firmas, valorización de propiedades, asesoramiento crediticio y seguimiento de hipotecas.
- Fabricación: Control de calidad de manufactura, análisis y diseño de procesos, diagnóstico de defectos en equipos de manufactura, detección de partículas en tiempo real, sistemas de inspección visual de calidad y análisis de fallas de maquinaria.
- Medicina: Analizadores de voz para ayudar a los pacientes con sordera profunda a oír, diagnóstico y tratamiento basado en síntomas y/o datos analíticos (electrocardiograma, encefalograma, análisis de sangre, etc.), seguimiento quirúrgico, predicción de efectos secundarios, medicamentos y comprensión de la causa de los infartos al corazón.
- Electrónica: Predicción de secuencia de código, distribución de componentes de circuitos integrados, control de procesos, análisis de errores, visión artificial y reconocimiento de voz.
- Robótica: Control dinámico de trayectorias, robots elevadores, unidades de control y sistemas ópticos.
- Seguridad: Los códigos de seguridad adaptativos, la criptografía y el reconocimiento de huellas dactilares que forman parte de la infraestructura de seguridad .
- Telecomunicaciones: El reconocimiento de datos e imágenes, así como la traducción en tiempo real del lenguaje hablado, forman parte del ámbito de las telecomunicaciones.
- Transporte: Sistemas de rutas, diagnóstico de frenos, y seguimiento de unidades móviles.

## 2.5 HIPÓTESIS

### Hipótesis General

Con la aplicación de las redes neuronales se podrá elaborar el modelamiento y predicción de la rugosidad superficial en cortes de piezas de bajas dimensiones con AWJC (*Abrasive Water Jet Cutting*) aplicando redes neuronales.

## Hipótesis Específicas

- Se podrá realizar los cortes en piezas de bajas dimensiones utilizando el proceso de corte por chorro de agua con abrasivo (AWJC).
- Con el análisis de los efectos de parámetros de proceso de corte: tipo de material, grosor, presión, velocidad de corte y flujo de abrasivo se podrá determinar la influencia de ellos en la rugosidad superficial.
- El análisis del aprendizaje de la red neuronal artificial permitirá obtener una configuración adecuada de la red que produzca salidas deseadas.
- La metodología de redes neuronales modela adecuadamente el pronóstico de la rugosidad superficial en piezas de bajas dimensiones cortadas con AWJC.
- 2.6 Glosario de términos

**Algoritmo:** conjunto de reglas o instrucciones para resolver un problema, a menudo relacionado con las matemáticas. Un algoritmo toma valores de entrada y produce valores de salida que resuelven completamente el problema o son un elemento necesario de la solución.

**AWJC:** *Abrasive Water Jet Cutting* (Corte por chorro de agua con abrasivos)

**Back-propagation:** el uso de un algoritmo de propagación de errores para entrenar una red neuronal a la inversa se conoce como “propagación hacia atrás”.

**Capa:** un conjunto de neuronas cuyas entradas provienen de una capa anterior (o de los datos de entrada en el caso de la primera capa) y cuyas salidas son la entrada de una capa posterior.

**Correlación:** es la magnitud y dirección de una relación lineal entre dos variables.

**Efecto Venturi:** describe el espacio que queda cuando un fluido o medio de movimiento rápido se mueve de un tubo grande a uno pequeño. Al cortar con agua y abrasivo, el efecto Venturi se produce cuando el agua pura fluye a través de una cámara de mezcla más ancha hacia una más estrecha.

**Modelo:** es el proceso de ordenar y relacionar las variables que afectan a un determinado fenómeno estudiado con el fin de predecir su resultado.

**Neurona:** es el bloque de construcción fundamental de una red neuronal, sirviendo como un centro de comunicación entre los nodos de entrada y salida de la red. También se hace referencia a las neuronas biológicas que componen el sistema nervioso.

**Nodo:** los puntos de conexión en una red neuronal que se superponen con las neuronas intermedias y de salida se denominan nodos.

**WJC:** *Water jet cutting* (Corte por chorro de agua).



# **CAPÍTULO III: MARCO METODOLÓGICO**



### 3.1 ENFOQUE

La investigación se realizó dentro del enfoque cuantitativo. Según Borga (2012) una investigación cuantitativa es aquella donde los datos son recolectados y posteriormente son analizados, a fin de probar las hipótesis, sometiéndolas a prueba mediante un plan, lográndose medir los conceptos incluidos en las hipótesis (variables) para transformar dichas mediciones en los valores numéricos. Con el objetivo de modelar la predicción de la rugosidad superficial de los cortes realizados en las piezas de bajas dimensiones con AWJC, se requirió recolectar y analizar datos.

### 3.2 DISEÑO

Un experimento puede definirse como una prueba o una serie de pruebas en las que se realizan cambios en las variables de entrada de un proceso o sistema para observar e identificar las causas de cualquier cambio observable en la variable de salida (Montgomery, 2004).

Considerando que se ejerció control estricto sobre el experimento por medio de la manipulación de las variables independientes con el fin de obtener resultados aceptables en la predicción de la rugosidad superficial de las piezas de bajas dimensiones que se cortaron con AWJC, variándose parámetros de corte, entonces el diseño considerado para la presente investigación fue experimental, en donde para el análisis correspondiente, se utilizó la varianza en disposición factorial de 3 factores (número de neuronas en la primera capa oculta, número de neuronas en la segunda capa oculta y el número de épocas), cuatro replicas y el análisis de Duncan, lo que estaría permitiendo determinar los factores y a qué nivel proporciona mejores respuestas en el modelo predictivo.

### 3.3 UNIVERSO

Para este trabajo de investigación, se consideró como universo a todos los cortes que se realizaron en la máquina de corte por chorro de agua, marca Flow, modelo 4020b, de 5 ejes del Laboratorio Universitario de Ingeniería de Diseño y Manufactura Avanzada, Centro de Ciencias Aplicadas y Desarrollo Tecnológico de la Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM).

### 3.4 MUESTRA

La muestra está dada por las piezas que se cortaron en placas de aluminio y acero inoxidable con dimensiones de espesor de  $\frac{1}{8}$ ",  $\frac{1}{4}$ " y  $\frac{1}{2}$ ".

### 3.5 MÉTODOS Y PROCEDIMIENTOS

Considerando que se partió de lo general, principios y leyes generales, para llegar a lo específico, el método de la investigación que se aplicó fue deductivo.

La investigación se desarrolló en las siguientes etapas:

### 3.5.1 Etapa 1: Requerimientos para el corte de las piezas de bajas dimensiones

Los requerimientos para el corte de las piezas de bajas dimensiones fueron la máquina de corte por chorro de agua con abrasivos, los materiales que fueron utilizados para realizar los cortes y los parámetros de corte.

#### Máquina de corte por chorro de agua con abrasivos:

El corte de las piezas de bajas dimensiones se realizó en la máquina de corte por chorro de agua del Laboratorio Universitario de Ingeniería de Diseño y Manufactura Avanzada (LUIDIMA) ubicado en Centro de Ciencias Aplicadas y Desarrollo Tecnológico (CCADET) – Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM), que es una máquina herramienta operada por un control numérico computarizado (CNC), marca FLOW, modelo Mach 4 4020b, cuyas principales características de la máquina se pueden observar en la *Tabla 5* y en el Anexo 1 y 2 se presentan la imagen de la máquina y sus datos técnicos, respectivamente.

**Tabla 5**

*Características de la Máquina Flow's Mach 4*

Flow's Mach 4	
Equipado	Control CNC
Sistema de control	El sistema controlado por Flow Master®, el software control PC desarrollado por FLOW
Modelo	4020b
Mesa de trabajo	4,0 m x 2,0 m (13.1ft x 6.6 ft)
Precisión	(+/-)0,001" per 3 ft*
Repetibilidad:	(+/-)0,002"
Velocidad	Hasta 500 ipm
Salida de Bomba	60 000 psi
Recorrido en el Eje X	84" / 2 133,6 mm
Recorrido en el Eje Y	156" / 3962,4 mm
Recorrido en el Eje Z	6" / 152,4 mm
Tamaño del Motor	50 hp
Cabezal de corte dinámico	5 ejes
Tolva de abrasivo	2000 lbs

#### Materiales:

Los materiales utilizados fueron las placas de acero inoxidable T304 y aluminio 1100, cuyas características mecánicas se observan en la *Tabla 6* y *Tabla 7* respectivamente, los hidrobloques y los abrasivos.

### Acero Inoxidable T304:

Se utilizaron 04 placas de acero inoxidable T304, austenítico, no templable, con capacidad antimagnética, excelentes propiedades de ductilidad, buena resistencia a la corrosión y golpe. En servicio continuo y 870°C (1600°F) posee buena resistencia a la corrosión a temperatura de hasta 920°C (1700°F), por su bajo contenido de carbono lo hace muy apropiado para someterse a procesos de soldadura en servicio intermitente (Acero Inoxidable T304 - Cameisa- Tipos de Acero, n.d.).

**Tabla 6**

*Propiedades Mecánicas de Acero Inoxidable T304*

Descripción	Valor
Resistencia a la Tensión kg/cm <sup>2</sup>	3161
Resistencia máxima kg/cm <sup>2</sup>	6322
Elongación 5,08 cm	0,3

### Aluminio 1100:

Se utilizaron 04 placas de aluminio de la aleación 1100, que es un aluminio comercialmente puro, no tratable térmicamente, con una fuerte resistencia a la corrosión y una alta conductividad eléctrica y térmica. 1100 es una de las aleaciones más utilizadas debido a sus excelentes características de soldadura y propiedades de formación en estados recocidos (Aluminio 1100 - Cameisa- Tipos Aluminio, n.d.).

**Tabla 7**

*Propiedades Mecánicas del Aluminio 1100*

Descripción	Valor
Resistencia a la Tensión	16-21
Punto de cedencia	14
Elongación dependiendo espesor	1-10%

Considerando que la micromanufactura es una tecnología importante y relativamente nueva en la mecánica para la producción de componentes de bajas dimensiones (menores a 15 [mm]), respecto al grosor de los materiales de piezas de bajas dimensiones, se consideró lo indicado por Ruiz Huerta (2005). Para la investigación se seleccionó 03 tipos de grosores que están en el orden milimétrico: 3,4 mm (1/8"), 6,4 mm (1/4") y 12,7 mm (1/2"), como se indican en la *Tabla 8*.

### Hidrobloques:

Siendo piezas pequeñas para cortar se utilizó 07 Hidrobloques (Waterjet Bricks, Black) marca Barton, con dimensiones de 4" x 6" x 48" (*Figura 15*) para evitar que las piezas cayeran a la bandeja de agua de la mesa de corte de la máquina, las características técnicas de los hidrobloques se encuentran en el Anexo 3.

**Figura 15***Hidrobloques***Abrasivos:**

Los abrasivos son partículas pequeñas, no metálicas y duras, con formas irregulares y bordes afilados. El tamaño de estas partículas en los procesos de maquinado por chorro de agua, normalmente son de malla # 50, # 60, # 80 y # 100. Para corte por chorro de agua con abrasivos, los materiales abrasivos más usados vienen a ser microesferas de vidrio, granates, carburo de silicio, óxido de aluminio (corindón) y vidrio (Jagadish. & Gupta, 2020), de los cuales, actualmente los abrasivos de granate en malla #80 tiene una tasa de uso, más del 90% de las aplicaciones para el caso específico de corte por chorro de agua, lo cual se debe a su excelente disponibilidad y costo relativamente bajo, así como su eficacia y fluidez demostradas (Hashish, 1984).

Los abrasivos 220 HPX de Barton se eligieron para este estudio porque son abrasivos de granate de alto rendimiento para el corte por chorro de agua (Figura 16). Los granos HPX se distinguen por sus bordes más afilados y su estructura única de cristales angulares, los cuales contribuyen al rendimiento del corte del producto.

*La estructura granular angular y fibrosa de los abrasivos HPX permite un corte significativamente más rápido y de mayor calidad a lo largo de los bordes. Normalmente se les usa cuando se quiere realizar cortes pequeños y para materiales, tales como compuestos, tableros de circuito impreso y cables de fibra óptica (Abrasivo Barton HPX – Global Mexico, n.d.).*

**Figura 16***Abrasivos de Granate*

## Parámetros de corte

Los cortes de las piezas se hicieron variando valores a los siguientes parámetros: tipo de material, grosor, presión, flujo del abrasivo y velocidad de corte, como se indican en la *Tabla 8*. *Estos parámetros no fueron elegidos al azar, sino que se les consideró, porque han sido previamente estudiados a nivel macro del proceso de AWJC por distintos investigadores como Shukla & Tambe (2010), Çaydaş & Haşçalik (2008) y Zagórski et al. (2018).*

**Tabla 8**

*Parámetros con Valores Variables*

Parámetros	Valores				
Tipo de material	Aluminio	Acero			
Grosor del material (")	0,125 (3,18 mm)	0,25 (6,35 mm)	0,5 (12,7 mm)		
Presión del chorro de agua (psi)	Alta	Baja			
	60 000 (414 Mpa)	8000 (55 Mpa)			
Flujo de Abrasivo (lbs/min)	0,35 (158,76 g/min)	0,5 (226,80 g/min)			
Porcentaje de la velocidad de corte (%)	20	40	60	80	100

### Tipo de material

Se utilizó placas de acero inoxidable T304 y las placas de aluminio 1100, cuyas propiedades se observan en la *Tabla 7* y *Tabla 8* respectivamente.

### Grosor del material

Para el grosor de material se consideró los de bajas dimensiones de  $\frac{1}{8}$ ",  $\frac{1}{4}$ " y  $\frac{1}{2}$ ".

### Presión

Se consideró como presión alta 60 000 psi y como presión baja 8000 psi

### Flujo de abrasivo

Se estableció según la tabla de flujo de abrasivo para Barton HPX (ver Anexo 4) el tamaño más pequeño de abrasivo, 220, versus los discos dosificadores del abrasivo de 0,154 y 0,168, teniéndose para ello un flujo de abrasivo de 0,35 y 0,5 lb/min, respectivamente.

### Velocidad de corte:

El chorro de agua corta a una velocidad configurada según el material y el grosor del material seleccionado. La velocidad asociada con el material y el grosor es la velocidad requerida para separar el material. Sin embargo, desde el software Flow CUT se requirió realizar un ajuste sobre la velocidad, utilizándose para

ello las 5 configuraciones de velocidad: 20 que es el 20 % de la velocidad máxima, 40 que es el 40% de la velocidad máxima, 60 que es el 60% de la velocidad máxima, 80 que es el 80% de la velocidad máxima, 100 que es el 100% de la velocidad máxima.

**Asimismo, se trabajó manteniendo los parámetros que se exhiben en la Tabla 9 con valores fijos en todos los cortes de las piezas.**

**Tabla 9**

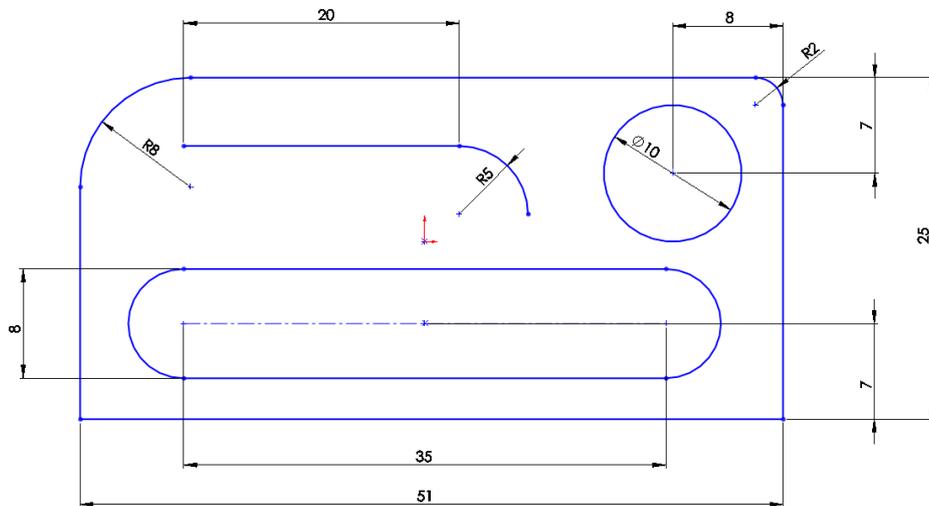
*Parámetros con Valores Fijos*

Parámetro	Valor
Diámetro de la Boquilla (")	0,020 (0,5 mm)
Longitud del tubo de mezcla (")	0,40 (10,2 mm)
Separación entre la boquilla y la pieza de trabajo (")	0,1 (2,5 mm)
Diámetro del orificio (")	0,007 (0,2 mm)
Material del orificio	Diamante
Tipo del abrasivo	Granate Barton HPX
Tamaño del abrasivo (grado comercial)	220
Angulo de impacto (°)	90

### 3.5.2 Etapa 2: Diseño Asistido por Computadora - CAD

En esta etapa se planificó y se diseñó la pieza muestra a cortar, para ello se utilizó el software FlowPATH que es parte de la suite Flowmaster (sistema de control inteligente) para operar el sistema, que incluye la bomba de presión ultra alta, el chorro de abrasivo o agua, y la mesa de corte X-Y, que está cubierta con agua, donde esta agua actúa como barrera del chorro.

El software Flow PATH es un software de trayectorias de CAD 2D y ordenamiento de la trayectoria del corte por chorro; con este software se generó el archivo de dibujo basado en vectores (DXF) y un archivo de trayectoria ordenada (ORD), cabe resaltar que el archivo dxf se puede importar de otro software de CAD, como Autocad, SolidWorks entre otros. A continuación, en la *Figura 17* se muestra las dimensiones de la pieza muestra (Ver plano de la pieza en el Anexo 5).

**Figura 17***Dimensiones de la Pieza Muestra*

### 3.5.3 Etapa 3: Manufactura Asistida por Computadora - CAM

En esta etapa con el software FlowCUT, que también es parte de la suite Flowmaster, se usó el archivo ORD de FlowPATH para generar códigos de control numérico computarizado (CNC) y comunicárselos a la máquina herramienta e impulsar el chorro de agua para el corte de las piezas.

Se cortaron 80 piezas distribuidas en 8 placas (Anexo 6), 4 placas de acero inoxidable y 4 placas de aluminio, las cuales después del corte fueron numeradas para el control de las características de las piezas.

Para la operación de la máquina (Figura 18), se ingresaron en el área de Bomba y boquilla los valores de los parámetros: diámetro del orificio, diámetro del tubo de mezcla, la presión de la bomba de agua, el flujo de abrasivo y se seleccionó el tamaño del abrasivo de la lista de opciones.

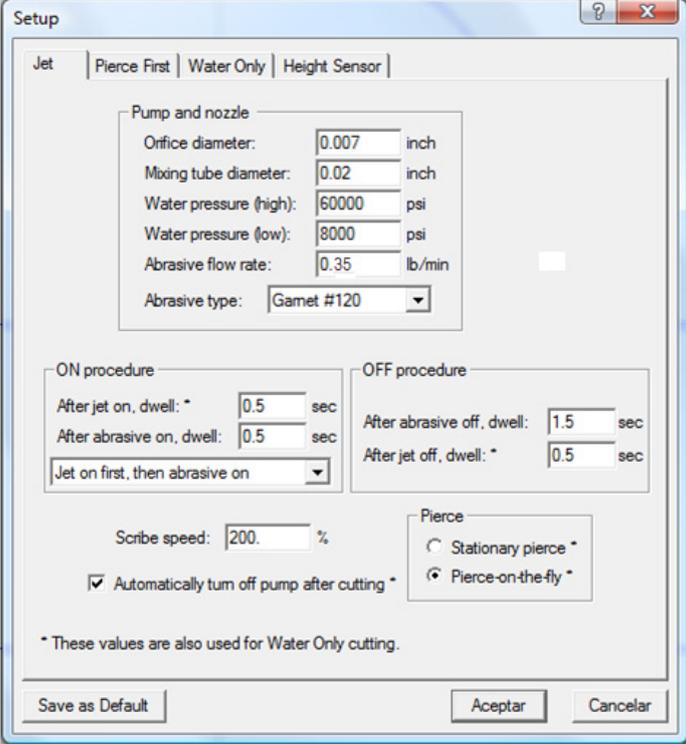
Cabe resaltar que flujo del abrasivo se determinó según el Anexo 4, el número de la tasa de flujo abrasivo para Barton HPX, con la información del tamaño del abrasivo a utilizarse y el diámetro del dosificador de abrasivo.

En el área procedimiento de encendido: Se ingresó los valores de 0,5 s como las pausas desde el momento en que se enciende el chorro y el momento en que comienza a fluir el abrasivo, luego se seleccionó de las opciones de la lista desplegable "Jet on first, luego abrasive on" para evitar que el abrasivo obstruya el tubo de mezcla. Para la mayoría de las aplicaciones después de que se enciende el abrasivo, debe haber una pausa adicional para permitir que el abrasivo ingrese al cabezal de corte.

En el área procedimiento de apagado: Se ingresó los tiempos de permanencia en segundos, definiéndose las pausas desde el momento en que se detiene el chorro y el momento en que se detiene el abrasivo. Para la mayoría de las aplicaciones de chorro abrasivo, se espera de 1 a 3 segundos después de apagar el abrasivo, luego se espera 0,5 segundos después de cerrar la descarga del agua. La pausa permitió evacuar el abrasivo del cabezal de corte, pero esto puede variar según la longitud de la línea de alimentación de abrasivo desde la tolva hasta el cabezal de corte.

Figura 18

Ingreso de Parámetros de Corte



The image shows a software window titled "Setup" with a tabbed interface. The "Jet" tab is selected, and within it, the "Pierce First" sub-tab is active. The window is divided into several sections for parameter configuration:

- Pump and nozzle:** Includes input fields for Orifice diameter (0.007 inch), Mixing tube diameter (0.02 inch), Water pressure (high) (60000 psi), Water pressure (low) (8000 psi), Abrasive flow rate (0.35 lb/min), and a dropdown menu for Abrasive type (Gamet #120).
- ON procedure:** Includes fields for "After jet on, dwell:" (0.5 sec) and "After abrasive on, dwell:" (0.5 sec), along with a dropdown menu set to "Jet on first, then abrasive on".
- OFF procedure:** Includes fields for "After abrasive off, dwell:" (1.5 sec) and "After jet off, dwell:" (0.5 sec).
- Scribe speed:** A field set to 200%.
- Pierce:** Radio buttons for "Stationary pierce" and "Pierce-on-the-fly", with the latter selected.
- Checkboxes:** A checked box for "Automatically turn off pump after cutting".
- Footer:** A note states "\* These values are also used for Water Only cutting." and buttons for "Save as Default", "Aceptar", and "Cancelar".

### 3.5.4 Etapa 4: Medidas de rugosidad superficial

Cortadas las piezas se procedió a utilizar un rugosímetro palpador, marca Federal Surfalyzer 4000 (Figura 19) para medir la rugosidad superficial (Anexo 7). Los datos de la Rugosidad Superficial recogidos se ilustran en la Tabla 10.

Figura 19

Rugosímetro Federal Surfalyzer 4000



### 3.5.5 Etapa 5: Análisis de la influencia de los parámetros de corte

Esta etapa es parte de los resultados que se presenta en el capítulo de Resultados y Discusión, donde se determinó a partir de la tabla resumen del análisis de varianza (ANOVA), la influencia de los parámetros de corte: porcentaje de la velocidad de corte, flujo de abrasivo, grosor, presión y tipo de material sobre la rugosidad superficial; luego se analizó e interpreto los efectos significativos de los parámetros de corte mediante los Intervalos LSD (Diferencia Mínima Significativa) y se validó los resultados mediante el análisis de los residuos.

### 3.5.6 Etapa 6: Modelizando Ra usando redes neuronales artificiales

Esta etapa es parte de los resultados que se presenta en el capítulo de Resultados y Discusión, donde se diseñó y se seleccionó la Red neuronal artificial (RNA) mediante una evaluación de análisis de varianza y comparación de medias de Duncan para luego realizar el pronóstico de la rugosidad superficial de las piezas de bajas dimensiones cortadas con AWJC.

## 3.6 TÉCNICAS E INSTRUMENTOS

Para esta investigación, se hizo uso de la técnica de observación, al momento que se hizo los cortes de las 80 piezas y se registró la medición de la rugosidad superficial, para luego modelar la predicción de la rugosidad superficial. Asimismo, se utilizó la técnica de análisis, a través de las pruebas estadísticas para analizar los efectos de parámetros de proceso de corte: tipo de material, grosor, presión, velocidad de corte y flujo de abrasivo en la rugosidad superficial de piezas de bajas dimensiones cortadas con AWJC. Durante el proceso de observación, se utilizaron recursos auxiliares tales como videos, fotografías y fichas para la toma de datos.

Los instrumentos que se utilizaron fueron formatos para registrar los datos de las 80 piezas que fueron cortadas.

## 3.7 SOFTWARES UTILIZADOS PARA EL DESARROLLO

- FlowPATH: Software de la suite Flowmaster utilizado para el Diseño Asistido por Computadora (CAD), procesamiento del programa de la pieza muestra y para ordenar la trayectoria del corte de las piezas en las placas.
- FlowCUT: Software de la suite Flowmaster utilizado para generar códigos de control numérico computarizado (CNC) y comunicárselos a la máquina herramienta e impulsar el chorro de agua para el corte de las piezas.
- AutoCAD: Software utilizado para la elaboración de los planos de vistas múltiples y dibujo isométrico de la pieza.
- Matlab: Software utilizado para entrenar a la red neuronal
- Statgraphics: Software estadístico para los análisis estadísticos.
- Microsoft Excel, Microsoft PowerPoint y Microsoft Word.

### 3.8 ASPECTOS ÉTICOS

El desarrollo de esta investigación sobre un proceso de corte no convencional que es amigable con el medio ambiente no generó ningún riesgo hacia las personas, animales o medio ambiente.

Así mismo, la autenticidad y originalidad de esta investigación fue sustentada por medio de la Declaración Jurada proporcionada por la Oficina Central de Investigación de la Universidad nacional de Piura (OCIN-VRI-UNP).



**CAPÍTULO IV:  
RESULTADOS**

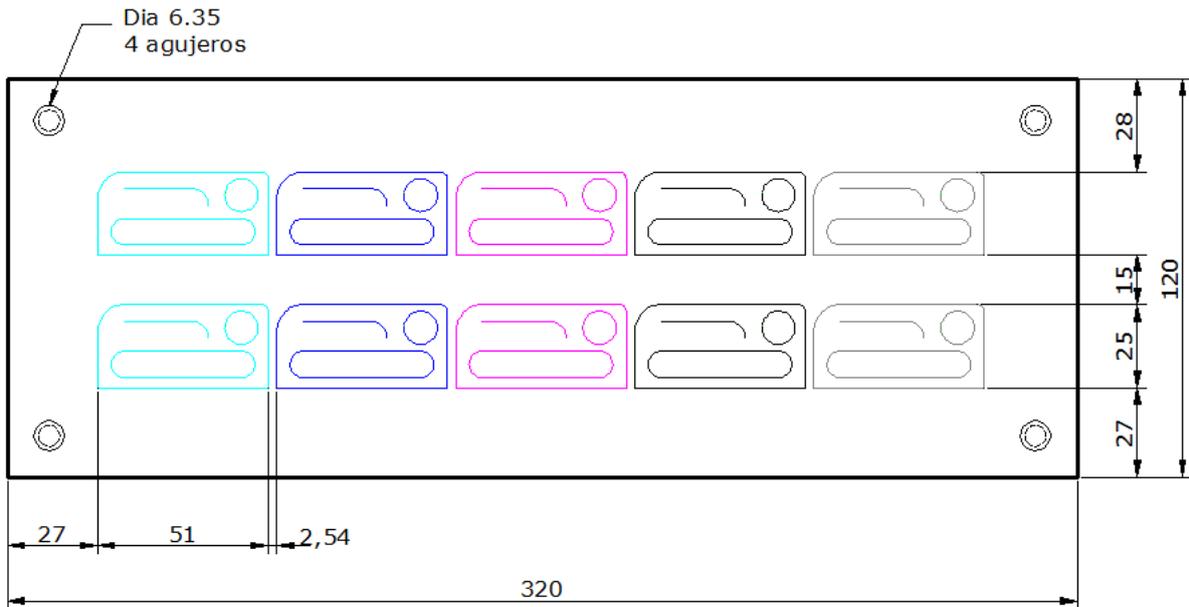


## 4.1 RESULTADOS DE LA ETAPA DE CAD/CAM

Como resultados del CAD se obtuvieron los planos de la pieza de muestra (*Anexo 5*) y el plano de la distribución de las piezas en las placas de acero y aluminio que fueron cortadas (*Figura 20*).

**Figura 20**

*Distribución de las Piezas en la Placa Cortar*



Y como resultado del CAM se realizaron los cortes con la máquina de corte por chorro de agua con abrasivo como se observa en la *Figura 21*.

**Figura 21**

*Piezas Cortadas*

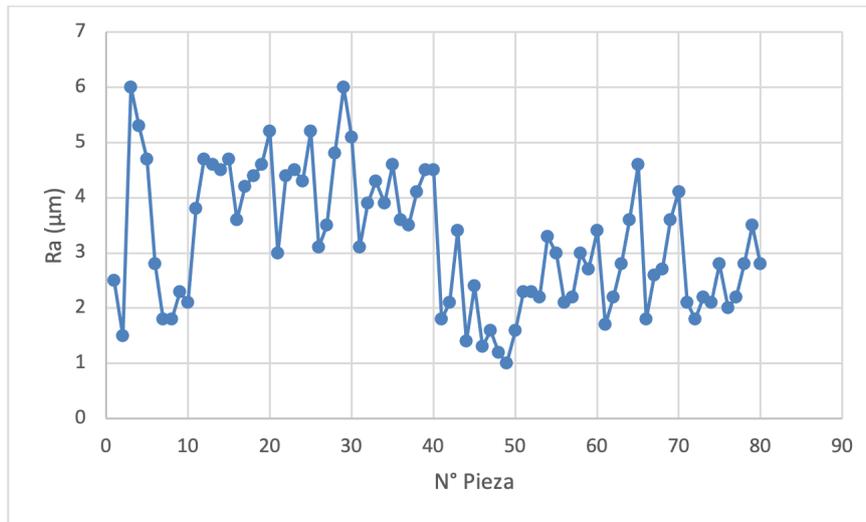


## 4.2 RESULTADOS DE LAS PRUEBAS DE RUGOSIDAD

Las pruebas de rugosidad se hicieron con el objetivo de medir el parámetro de salida de la red neuronal, para medir la rugosidad se utilizó el valor de la Rugosidad promedio o desviación media aritmética del perfil (Ra). En la *Tabla 11*, se muestran los resultados obtenidos de las medidas de rugosidad superficial para cada pieza que fueron cortadas con diferentes valores de parámetros.

**Figura 22**

*Rugosidad Superficial (Ra)*



En la *Figura 22* se muestra las rugosidades superficiales que se obtuvieron de las mediciones que se realizaron en las 80 piezas de bajas dimensiones, de manera gráfica, donde el valor máximo fue en las piezas N° 3 y 29, de 6 µm, de material aluminio y valor mínimo fue de 1 µm, en la pieza N° 49, de material acero.

Los valores máximos y mínimos de la rugosidad superficial, dependiendo del material se aprecian en la *Tabla 10* correspondiéndoles la clase de rugosidad N9 y N7, respectivamente.

**Tabla 10**

*Valores Máximos y Mínimos de Ra*

Material	Valor máximo Ra	Clase de Rugosidad	Valor mínimo Ra	Clase de Rugosidad
Acero	4,6	N9	1,0	N7
Aluminio	6,0	N9	1,5	N7

Tabla 11

Datos de la Rugosidad Superficial

No, Pieza	Tipo de Material	Parámetros variables							Parámetros Fijos				
		Grosor (")	Presión (psi)	Flujo de Abrasivo ("/min)	Velocidad de Corte (%)	Diámetro de la Boquilla (")	Longitud del tubo de mezcla (")	Separación boquilla y pieza de trabajo (")	Diámetro del orificio (")	Tipo del abrasivo	Tamaño abrasivo	Angulo de impacto (°)	Ra (µm)
1	Aluminio	0,125	8000	0,35	20	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	2,5
2	Aluminio	0,125	8000	0,35	40	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	1,5
3	Aluminio	0,125	8000	0,35	60	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	6
4	Aluminio	0,125	8000	0,35	80	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	5,3
5	Aluminio	0,125	8000	0,35	100	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	4,7
6	Aluminio	0,125	8000	0,5	20	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	2,8
7	Aluminio	0,125	8000	0,5	40	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	1,8
8	Aluminio	0,125	8000	0,5	60	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	1,8
9	Aluminio	0,125	8000	0,5	80	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	2,3
10	Aluminio	0,125	8000	0,5	100	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	2,1
11	Aluminio	0,125	60 000	0,35	20	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	3,8
12	Aluminio	0,125	60 000	0,35	40	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	4,7
13	Aluminio	0,125	60 000	0,35	60	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	4,6
14	Aluminio	0,125	60 000	0,35	80	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	4,5
15	Aluminio	0,125	60 000	0,35	100	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	4,7
16	Aluminio	0,125	60 000	0,5	20	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	3,6
17	Aluminio	0,125	60 000	0,5	40	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	4,2
18	Aluminio	0,125	60 000	0,5	60	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	4,4
19	Aluminio	0,125	60 000	0,5	80	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	4,6
20	Aluminio	0,125	60 000	0,5	100	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	5,2
21	Aluminio	0,25	60 000	0,35	20	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	3
22	Aluminio	0,25	60 000	0,35	40	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	4,4
23	Aluminio	0,25	60 000	0,35	60	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	4,5
24	Aluminio	0,25	60 000	0,35	80	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	4,3
25	Aluminio	0,25	60 000	0,35	100	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	5,2
26	Aluminio	0,25	60 000	0,5	20	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	3,1
27	Aluminio	0,25	60 000	0,5	40	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	3,5
28	Aluminio	0,25	60 000	0,5	60	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	4,8
29	Aluminio	0,25	60 000	0,5	80	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	6
30	Aluminio	0,25	60 000	0,5	100	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	5,1
31	Aluminio	0,5	60 000	0,35	20	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	3,1
32	Aluminio	0,5	60 000	0,35	40	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	3,9
33	Aluminio	0,5	60 000	0,35	60	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	4,3
34	Aluminio	0,5	60 000	0,35	80	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	3,9
35	Aluminio	0,5	60 000	0,35	100	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	4,6
36	Aluminio	0,5	60 000	0,5	20	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	3,6
37	Aluminio	0,5	60 000	0,5	40	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	3,5
38	Aluminio	0,5	60 000	0,5	60	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	4,1
39	Aluminio	0,5	60 000	0,5	80	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	4,5

Parámetros variables										Parámetros Fijos			
No. Pieza	Tipo de Material	Grosor (")	Presión (psi)	Flujo de Abrasivo ("/min)	Velocidad de Corte (%)	Diámetro de la Boquilla (")	Longitud del tubo de mezcla (")	Separación boquilla y pieza de trabajo (")	Diámetro del orificio (")	Tipo del abrasivo	Tamaño abrasivo	Angulo de impacto (°)	Ra (µm)
40	Aluminio	0,5	60 000	0,5	100	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	4,5
41	Acero	0,125	8000	0,35	20	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	1,8
42	Acero	0,125	8000	0,35	40	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	2,1
43	Acero	0,125	8000	0,35	60	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	3,4
44	Acero	0,125	8000	0,35	80	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	1,4
45	Acero	0,125	8000	0,35	100	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	2,4
46	Acero	0,125	8000	0,5	20	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	1,3
47	Acero	0,125	8000	0,5	40	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	1,6
48	Acero	0,125	8000	0,5	60	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	1,2
49	Acero	0,125	8000	0,5	80	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	1
50	Acero	0,125	8000	0,5	100	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	1,6
51	Acero	0,125	60 000	0,35	20	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	2,3
52	Acero	0,125	60 000	0,35	40	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	2,3
53	Acero	0,125	60 000	0,35	60	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	2,2
54	Acero	0,125	60 000	0,35	80	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	3,3
55	Acero	0,125	60 000	0,35	100	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	3
56	Acero	0,125	60 000	0,5	20	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	2,1
57	Acero	0,125	60 000	0,5	40	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	2,2
58	Acero	0,125	60 000	0,5	60	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	3
59	Acero	0,125	60 000	0,5	80	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	2,7
60	Acero	0,125	60 000	0,5	100	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	3,4
61	Acero	0,25	60 000	0,35	20	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	1,7
62	Acero	0,25	60 000	0,35	40	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	2,2
63	Acero	0,25	60 000	0,35	60	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	2,8
64	Acero	0,25	60 000	0,35	80	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	3,6
65	Acero	0,25	60 000	0,35	100	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	4,6
66	Acero	0,25	60 000	0,5	20	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	1,8
67	Acero	0,25	60 000	0,5	40	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	2,6
68	Acero	0,25	60 000	0,5	60	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	2,7
69	Acero	0,25	60 000	0,5	80	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	3,6
70	Acero	0,25	60 000	0,5	100	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	4,1
71	Acero	0,5	60 000	0,35	20	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	2,1
72	Acero	0,5	60 000	0,35	40	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	1,8
73	Acero	0,5	60 000	0,35	60	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	2,2
74	Acero	0,5	60 000	0,35	80	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	2,1
75	Acero	0,5	60 000	0,35	100	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	2,8
76	Acero	0,5	60 000	0,5	20	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	2
77	Acero	0,5	60 000	0,5	40	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	2,2
78	Acero	0,5	60 000	0,5	60	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	2,8
79	Acero	0,5	60 000	0,5	80	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	3,5
80	Acero	0,5	60 000	0,5	100	0,02	0,4	0,1	0,007	Granate Barton HPX	220	90	1,4

### 4.3 RESULTADOS DEL ANÁLISIS DE LA INFLUENCIA DE LOS FACTORES EN LA RA

La influencia de los parámetros de corte: porcentaje de la velocidad de corte, flujo de abrasivo, grosor, presión y tipo de material sobre la rugosidad superficial se determinó a partir de la tabla resumen del análisis de varianza (ANOVA), se analizó e interpreto los efectos significativos mediante los Intervalos LSD (Diferencia Mínima Significativa) y se validó los resultados mediante el análisis de los residuos.

**Tabla 13**

*Análisis de Varianza para Ra ( $\mu\text{m}$ )*

Fuente	Suma de Cuadrados	GI	Cuadrado Medio	Razón-F	Valor-P	Sig,
<b>EFFECTOS PRINCIPALES</b>						
A: % Velocidad de corte	10,8913	4	2,72282	8,45	0,0018	*
B: Flujo del Abrasivo	3,09878	1	3,09878	9,62	0,0092	*
C: Grosor	2,27633	2	1,13817	3,53	0,0621	
D: Presión	12,321	1	12,321	38,26	0,0000	*
E: Tipo de Material	18,225	1	18,225	56,59	0,0000	*
<b>INTERACCIONES</b>						
AB	3,97761	4	0,994403	3,09	0,0579	
AC	3,05533	8	0,381917	1,19	0,3812	
AD	1,6815	4	0,420375	1,31	0,3227	
AE	2,29306	4	0,573264	1,78	0,1977	
BC	0,186333	2	0,093167	0,29	0,7539	
BD	4,624	1	4,624	14,36	0,0026	*
BE	0,641778	1	0,641778	1,99	0,1834	
CE	0,327	2	0,1635	0,51	0,6142	
DE	0,576	1	0,576	1,79	0,2059	
ABC	1,19533	8	0,149417	0,46	0,8590	
ABD	4,8885	4	1,22213	3,79	0,0322	*
ABE	0,7455	4	0,186375	0,58	0,6837	
ACE	0,574667	8	0,071833	0,22	0,9794	
ADE	3,0415	4	0,760375	2,36	0,1118	
BCE	0,242333	2	0,121167	0,38	0,6943	
BDE	0,441	1	0,441	1,37	0,2646	
RESIDUOS	3,8645	12	0,322042			
TOTAL (CORREGIDO)	119,449	79				

Como se puede observar en la *Tabla 13* los efectos simples fueron significativos para 4 parámetros estudiados: porcentaje de velocidad de corte, flujo de abrasivo, presión y tipo de material; en las interacciones dobles fue significativa la del flujo de abrasivo vs presión y existió una identificada interacción triple significativa entre porcentaje velocidad de corte, flujo de abrasivo y la presión.

Posteriormente se agregó al residuo las interacciones que no fueron significativas y se obtuvo un ANOVA con variables significativas (*Tabla 14*).

Tabla 14

Análisis de Varianza para  $Ra(\mu m)$  con Variables Significativas

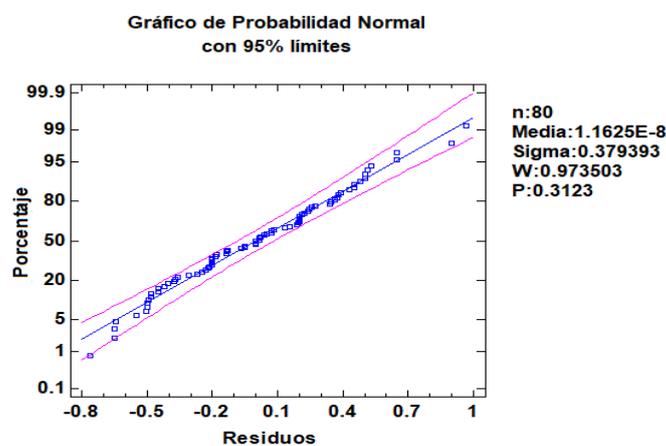
Fuente	Suma de Cuadrados	GI	Cuadrado Medio	Razón-F	Valor-P	Sig,
<b>EFFECTOS PRINCIPALES</b>						
A: % Velocidad de Corte	12,0092	4	3,00229	12,67	0,0000	*
B: Flujo de Abrasivo	5,73504	1	5,73504	24,21	0,0000	*
C: Grosor	2,27633	2	1,13817	4,8	0,0125	*
D: Presión	12,321	1	12,321	52,01	0,0000	*
E: Tipo de Material	31,3204	1	31,3204	132,21	0,0000	*
<b>INTERACCIONES</b>						
AB	4,18267	4	1,04567	4,41	0,0041	*
AD	2,96517	4	0,741292	3,13	0,0229	*
AE	2,67233	4	0,668083	2,82	0,0351	*
BD	8,25104	1	8,25104	34,83	0,0000	*
DE	0,315375	1	0,315375	1,33	0,2543	
ABD	6,43167	4	1,60792	6,79	0,0002	*
ADE	3,73733	4	0,934333	3,94	0,0076	*
RESIDUOS	11,3712	48	0,236899			
TOTAL (CORREGIDO)	119,449	79				

En la *Tabla 14* se puede observar que todos los efectos simples fueron significativos y se dejó las interacciones no significativas: DE, AE y AD porque la interacción triple ADE si fue significativa. Cabe resaltar que en el ANOVA sin filtro ADE fue no significativa, esto se debió a que el cuadrado medio residual mejoró al filtrar variables no significativas en el modelo.

Sin embargo, para validar estos resultados, con los residuos calculados, se realizó la prueba de normalidad de Shapiro Wilk, la cual acepta la normalidad de los residuos con un p-value de 0,3123. Asimismo, se observa que no se detectaron puntos atípicos (Figura 23).

Figura 23

Gráfico de Probabilidad Normal con 95% límites



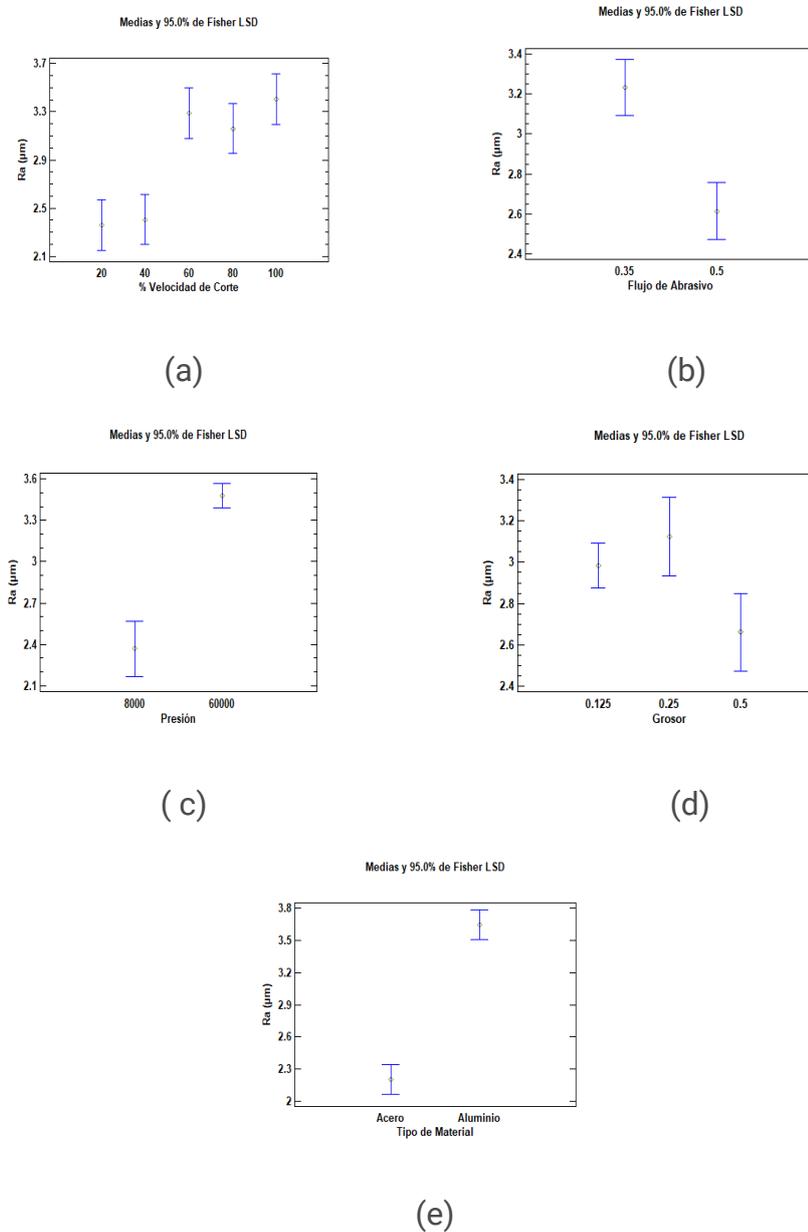
## Efectos simples

Los gráficos de comparación de medias mediante intervalos LSD (Figura 24), varían de tamaño en el grosor y presión, asimismo se observa que es más amplio el intervalo en los niveles donde se tuvo menos datos.

La velocidad de corte en los porcentajes de 20 % y 40 % permitieron obtener una menor rugosidad, con mayor flujo abrasivo se obtiene una menor rugosidad, a mayor grosor de la pieza y menor presión se tiene una menor rugosidad. En las piezas de acero es donde se tiene menor rugosidad.

**Figura 24**

Gráficos de Comparación de Medias Mediante Intervalos LSD

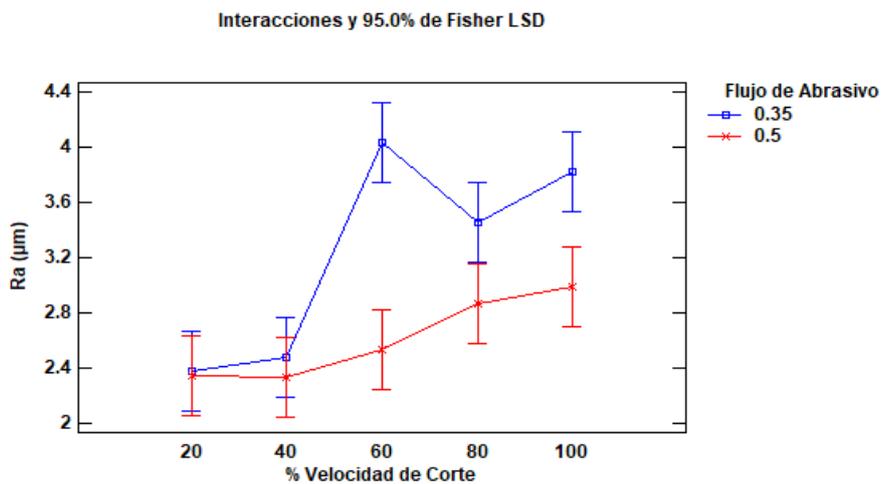


## Efecto dobles

A continuación se muestran los gráficos de efectos dobles y se puede observar que es diferente el efecto que produce la velocidad de corte de la pieza sobre la rugosidad cuando se usa un flujo del abrasivo de 0.5 lbs/min a cuando se usa 0.35 lbs/min. Con un flujo de 0.5 la rugosidad va aumentando gradualmente conforme se aumenta el porcentaje de la velocidad de corte, en cambio al usar un flujo del abrasivo de 0.35 lbs/min el comportamiento de la rugosidad es inestable aumentando significativamente la rugosidad con un porcentaje de la velocidad de corte de 60 %. (Figura 25).

**Figura 25**

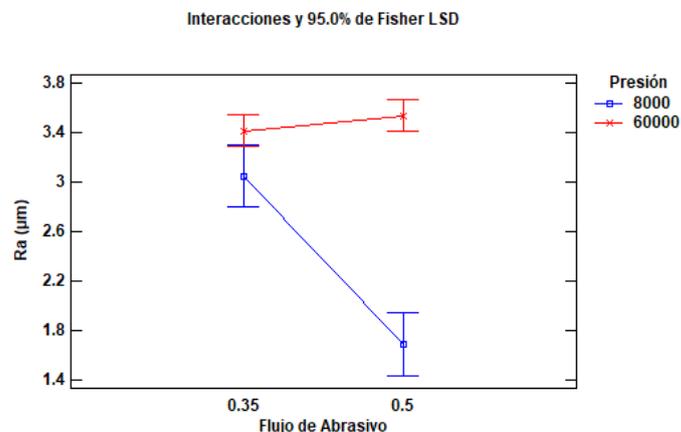
*Interacciones de Flujo de Abrasivo y % de Velocidad de Corte sobre Ra*



La Figura 26 indica un dato importante sobre la presión, que al disminuir el nivel de presión a 8000 psi, la rugosidad disminuye conforme se aumenta el flujo del abrasivo, en cambio al trabajar con una presión mayor, 60 000 psi conforme se aumenta el flujo del abrasivo se produce un pequeño cambio en la rugosidad.

**Figura 26**

*Interacciones de Presión y Flujo de Abrasivo sobre Ra*

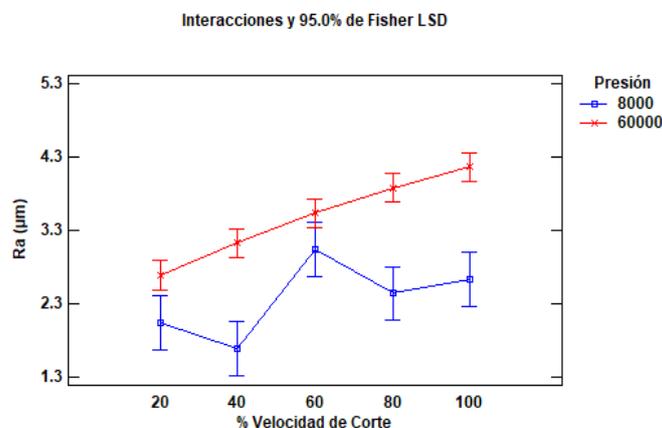


Estas interacciones dobles del flujo abrasivo y el porcentaje de velocidad de corte, y la presión con el flujo abrasivo, dan existencia a una interacción triple entre las tres variables.

En la *Figura 27* se observa como el porcentaje de la velocidad de corte de la pieza provoca un efecto diferente sobre la rugosidad dependiendo de la presión. A un nivel de presión alta (60 000 psi) la rugosidad de la pieza aumenta conforme aumenta el porcentaje de velocidad de corte. En cambio con una presión baja (8000 psi) no hay una clara diferencia significativa conforme aumenta el porcentaje de velocidad de corte, solo se puede observar diferencia en rugosidad al trabajar una pieza con un porcentaje de velocidad de corte de 40 y de 60.

**Figura 27**

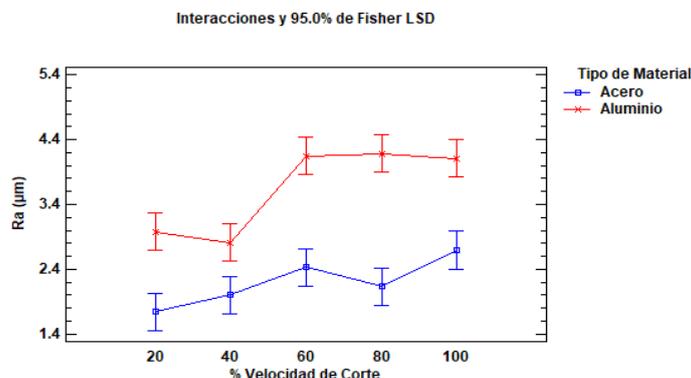
*Interacciones de Presión y % de Velocidad de Corte sobre Ra*



En la *Figura 28* se observa nuevamente como el porcentaje de velocidad de corte de la pieza provoca un efecto diferente sobre la rugosidad dependiendo del tipo de material. En la pieza de aluminio la rugosidad aumenta significativamente al aumentar el porcentaje de velocidad de corte de 40% a 60%. En cambio con la pieza de acero la rugosidad va aumentando gradualmente conforme aumenta el porcentaje de la velocidad de corte.

**Figura 28**

*Interacciones de Tipo de Material y % de Velocidad de Corte sobre Ra*



Estas interacciones dobles de la presión y el porcentaje de la velocidad de corte, y el tipo de material con el porcentaje de la velocidad de corte, dan existencia a una interacción triple entre las tres variables.

Por lo tanto, el corte por chorro de agua con abrasivo tiene mejor efecto (menor rugosidad) en piezas de acero con porcentaje de velocidad de corte bajo (20%, 40%), de grosor alto (0.5"), con flujo abrasivo de 0.5"/min y a una presión de 8000 psi.

### Diseño de la red neuronal

La red neuronal artificial seleccionada para modelar la rugosidad superficial en piezas de bajas dimensiones cortadas en AWJC fue el perceptrón multicapa, en razón a que se conocían los patrones de entrada (variables independientes): tipo de material, grosor, presión, flujo de abrasivo y el porcentaje de la velocidad de corte y la variable de salida (variable dependiente): rugosidad superficial. Se buscó seleccionar el perceptrón en función del número de capas ocultas; que modele mejor, los datos históricos y pueda predecir la rugosidad superficial. Los pesos y bias de las redes se encuentran en el Anexo 8.

### Clasificación de datos de entrenamiento, testeo y validación para la RNA

Los datos de las variables de entrada y salida han sido obtenidos en los procesos de corte de 80 piezas de bajas dimensiones que se realizaron en la máquina de corte por chorro de agua con abrasivo, el modelo fue entrenado con el 80% de los datos dejando el otro 20%, para la validación y testeo, los cuales se normalizaron en el intervalo de  $-1$  y  $1$ .

### Selección de RNA con mejor resultado

Para la realización de la selección de la red neuronal con mejor resultado, se consideró realizar corridas previas con el número de capas ocultas y se determinó que con una capa oculta no se alcanzaban buenos resultados, por lo que se optó usar dos capas ocultas. Posteriormente se asignaron tres factores de variación: número de neuronas en la primera capa oculta, número de neuronas en la segunda capa oculta y número de épocas, la selección se realizó mediante una evaluación de análisis de varianza y de la comparación de medias de Duncan. Los resultados que se observan en la *Tabla 15* presentan el error cuadrático medio de las diferentes corridas del algoritmo de aprendizaje de la red neuronal de acuerdo a los factores indicados. El algoritmo de aprendizaje se implementó utilizando lenguaje de programación MATLAB.

#### Factores considerados

Los factores que se consideraron para la selección de la red neuronal

A= Cantidad de neuronas en la primera capa oculta: 15, 30 y 90

B= Cantidad de neuronas en la segunda capa oculta: 2, 4 y 6

C= Cantidad de épocas: 30, 60 y 90

Función de entrenamiento: Algoritmo de Levenberg-Marquardt

Función de desempeño: Error cuadrático medio (MSE)

Tabla 15

Evaluación del Error Cuadrático Medio de la RNA Para Rugosidad Superficial

N°	Factores			Repeticiones				Total	Promedio
	A	B	C	I	II	III	IV		
1	5	2	30	0,0306470000000000	0,0196430000000000	0,0214900000000000	0,0179280000000000	0,0897080000000000	0,0224270000000000
2	5	2	60	0,0326490000000000	0,0314460000000000	0,0018457000000000	0,0050038000000000	0,0709445000000000	0,0177361250000000
3	5	2	90	0,0305640000000000	0,0046958000000000	0,0084013000000000	0,0074211000000000	0,0510822000000000	0,0127705500000000
4	5	4	30	0,0039278000000000	0,0313590000000000	0,0081821000000000	0,0101310000000000	0,0535999000000000	0,0133999750000000
5	5	4	60	0,0205310000000000	0,0034740000000000	0,0020829000000000	0,0025279000000000	0,0286158000000000	0,0071539500000000
6	5	4	90	0,0194800000000000	0,0028993000000000	0,0041814000000000	0,0056249000000000	0,0321856000000000	0,0080464000000000
7	5	6	30	0,0144340000000000	0,0004734500000000	0,0019300000000000	0,0285620000000000	0,0453994500000000	0,0113498625000000
8	5	6	60	0,0153910000000000	0,0019203000000000	0,0001721000000000	0,0036204000000000	0,0211038000000000	0,0052759500000000
9	5	6	90	0,0015192000000000	0,0004531600000000	0,0002287600000000	0,0004899900000000	0,0026911100000000	0,0006727750000000
10	10	2	30	0,0011179000000000	0,0076774000000000	0,0048252000000000	0,0013945000000000	0,0150150000000000	0,0037537500000000
11	10	2	60	0,0006199300000000	0,0000274300000000	0,0024467000000000	0,0001324200000000	0,0032264800000000	0,0008066200000000
12	10	2	90	0,0000591670000000	0,0173010000000000	0,0003400600000000	0,0712670000000000	0,0889672270000000	0,0222418067500000
13	10	4	30	0,0032795000000000	0,0100720000000000	0,0105980000000000	0,0049990000000000	0,0289485000000000	0,0072371250000000
14	10	4	60	0,0307830000000000	0,0000138770000000	0,0000000017410000	0,0011004000000000	0,031897278741000	0,007974319685250
15	10	4	90	0,0000000273260000	0,0012384000000000	0,0000015885000000	0,0000000483340000	0,001240064160000	0,000310016040000
16	10	6	30	0,0001589700000000	0,0000078745000000	0,0000000863400000	0,0010367000000000	0,001203553134000	0,000300888283500
17	10	6	60	0,0002804000000000	0,0000000821770000	0,0000000682910000	0,0000006749600000	0,000281225428000	0,000070306357000
18	10	6	90	0,0000061498000000	0,0000000000315660	0,0000000003559600	0,0000000000057888	0,000006150188105	0,000001537547026
19	15	2	30	0,0114690000000000	0,0023921000000000	0,0279670000000000	0,0044772000000000	0,0463053000000000	0,0115763250000000
20	15	2	60	0,0000015812000000	0,0000009584100000	0,0000008992400000	0,0000000014717000	0,000003440321700	0,000000860080425
21	15	2	90	0,0463460000000000	0,0000037390000000	0,0000000072608000	0,0022901000000000	0,048639846260800	0,012159961565200
22	15	4	30	0,0272080000000000	0,0000214830000000	0,0000000003371000	0,0037062000000000	0,030935683337100	0,007733920834275
23	15	4	60	0,00000000005935100	0,0000000067956000	0,00000000000771940	0,0000000015644000	0,000000008427070	0,000000002106768
24	15	4	90	0,0000000158690000	0,00000000000152890	0,0000000008389100	0,0000000130810000	0,000000029790439	0,000000007447610
25	15	6	30	0,0000000002987900	0,0000449920000000	0,0000000014396000	0,00000000002488900	0,000044993763279	0,000011248440820
26	15	6	60	0,00000000000510380	0,00000000000489010	0,00000000000007317	0,00000000000914220	0,000000000019209	0,000000000004802
27	15	6	90	0,00000000001562600	0,00000000054336000	0,00000000028914000	0,00000000023202000	0,000000005770586	0,000000001442647
TOTAL								0,692045146341288	0,006407825429086

En la *Tabla 15* se puede observar las diferentes combinaciones de factores con la finalidad de encontrar la mejor combinación, se realizaron 4 réplicas por cada una de las combinaciones de los factores, realizándose para ello, 108 redes neuronales artificiales, obteniéndose de cada una de ellas el error cuadrático medio.

El análisis de varianza (ver *Tabla 16*) que se realizó mostró que los factores A y B, cantidad de neuronas en la primera capa oculta y cantidad de neuronas en la segunda capa oculta respectivamente presentan una influencia altamente significativa al 95% en el error cuadrático medio, mientras que el factor C, número de épocas no tiene influencia en el cálculo del error cuadrático medio de las rugosidades superficiales en las piezas de bajas dimensiones y la razón es que en los niveles estudiados se observa que se consiguen errores muy pequeños, lo cual no hace falta mayor procesamiento computacional, asimismo presenta un coeficiente de variabilidad de 1,84%.

**Tabla 16**

*Análisis de varianza Error Cuadrático*

Origen	Suma de cuadrados tipo III	gl	Media cuadrática	F	Sig,
Modelo corregido	,005 <sup>a</sup>	26	,000199	1,690400	,039066
Intersección	,004435	1	,004435	37,716065	0,0000
A	,001157	2	,000579	4,922324	0,0096
B	,001658	2	,000829	7,051164	0,0015
C	,000335	2	,000168	1,426713	0,2461
A * B	,000086	4	,000021	0,182294	0,9470
A * C	,000517	4	,000129	1,098634	0,3630
B * C	,000590	4	,000147	1,253848	0,2950
A * B * C	,000824	8	,000103	0,876361	0,5400
Error	,009524	81	,000118		
Total	,019126	108			
Total corregida	,014691	107			

a, R cuadrado = ,352  
(R cuadrado corregida = ,144)

El análisis de Rango Múltiple de Duncan, en la *Tabla 17* muestra que con el factor A, número de neuronas en la primera capa oculta, se obtuvieron mejores resultados en el error cuadrático medio, cuando los niveles fueron 10 y 15 neuronas, comportándose estadísticamente iguales, sin embargo, numéricamente con 15 neuronas se consiguió un menor error cuadrático medio, de 0,0034980363247

En el análisis del factor B, número de neuronas en la segunda capa oculta, se observó que con 6 neuronas se consigue un menor error cuadrático medio 0,0019647302306 y en análisis del factor C, número de épocas, los niveles 30, 60 y 90 se muestra que no hay diferencias significativas entre ellas, lo que se corrobora con el análisis de varianza, sin embargo, numéricamente el menor error cuadrático medio de 0,0043353481371, correspondió a 90 épocas.

Con respecto a las interacciones de los factores A y B, número de neuronas en la primera capa oculta y número de neuronas en la segunda capa oculta se puede afirmar que todas se comportan estadísticamente iguales con excepción de las interacciones 5x2, 5x4 y 10x2, en las cuales se obtuvieron valores superiores de error cuadrático medio y la interacción con la que se obtuvo numéricamente un menor valor fue 15x6, con un error cuadrático medio de 0,0000037494949.

Con respecto a las interacciones de los tres factores, número de neuronas en la primera capa oculta, número de neuronas en la segunda capa oculta y número de épocas, respectivamente se puede afirmar que se muestran dos grupos, pero dentro el grupo que tiene la menor variabilidad, la interacción con la que se obtuvo numéricamente un menor valor fue 15x6x60, con un error cuadrático medio de 0,00000000000048.

**Tabla 17**

*Análisis de Rango Múltiple de Duncan*

Clave	N° de neuronas capa oculta 1	Error Cuadrático Medio	
A1	5	0,0109813988889	b
A2	10	0,0047440410736	a
A3	15	0,0034980363247	a
Clave	N° de neuronas capa oculta 2	Error Cuadrático Medio	
B1	2	0,0114969998217	b
B2	4	0,0057617462349	a
B3	6	0,0019647302306	a
Clave	N° Épocas	Error Cuadrático Medio	
C1	30	0,0086433438954	a
C2	60	0,0043353481371	a
C3	90	0,0062447842547	a
Clave	Interacción	Error Cuadrático Medio	
A1B1	5x2	0,0176445583333	b
A1B2	5x4	0,0095334416667	ab
A1B3	5x6	0,0057661966667	a
A2B1	10x2	0,0029990848333	ab
A2B2	10x4	0,0051738202418	a
A2B3	10x6	0,0001237368863	a
A3B1	15x2	0,0079123627994	a
A3B2	15x4	0,0025779767962	a
A3B3	15x6	0,0000037494949	a
Clave	Interacción	Error Cuadrático Medio	
A1B1C1	5x2x30	0,0224270000000	b
A1B1C2	5x2x60	0,0177361250000	ab
A1B1C3	5x2x90	0,0127705500000	ab
A1B2C1	5x4x30	0,0133999750000	ab
A1B2C2	5x4x60	0,0071539500000	ab

A1B2C3	5x4x90	0,0080464000000	ab
A1B3C1	5x6x30	0,0113498625000	ab
A1B3C2	5x6x60	0,0052759500000	ab
A1B3C3	5x6x90	0,0006727775000	a
A2B1C1	10x2x30	0,0037537500000	a
A2B1C2	10x2x60	0,0008066200000	a
A2B1C3	10x2x90	0,0222418067500	ab
A2B2C1	10x4x30	0,0072371250000	ab
A2B2C2	10x4x60	0,0079743196853	ab
A2B2C3	10x4x90	0,0003100160400	a
A2B3C1	10x6x30	0,0003008882835	a
A2B3C2	10x6x60	0,0000703063570	a
A2B3C3	10x6x90	0,0000015375470	a
A3B1C1	15x2x30	0,0115763250000	ab
A3B1C2	15x2x60	0,0000008600804	a
A3B1C3	15x2x90	0,0121599615652	ab
A3B2C1	15x4x30	0,0077339208343	ab
A3B2C2	15x4x60	0,0000000021068	a
A3B2C3	15x4x90	0,0000000074476	a
A3B3C1	15x6x30	0,0000112484408	a
A3B3C2	15x6x60,	0,0000000000048	a
A3B3C3	15x6x90	0,0000000014426	a
	CV=	1,84%	

Según el análisis realizado se evidencio que existen 2 grupos estadísticamente diferentes de manera significativa, siendo el de mejor comportamiento la red compuesta de 15 neuronas ocultas en la primera capa oculta, 6 neuronas en la segunda capa oculta y 60 épocas.

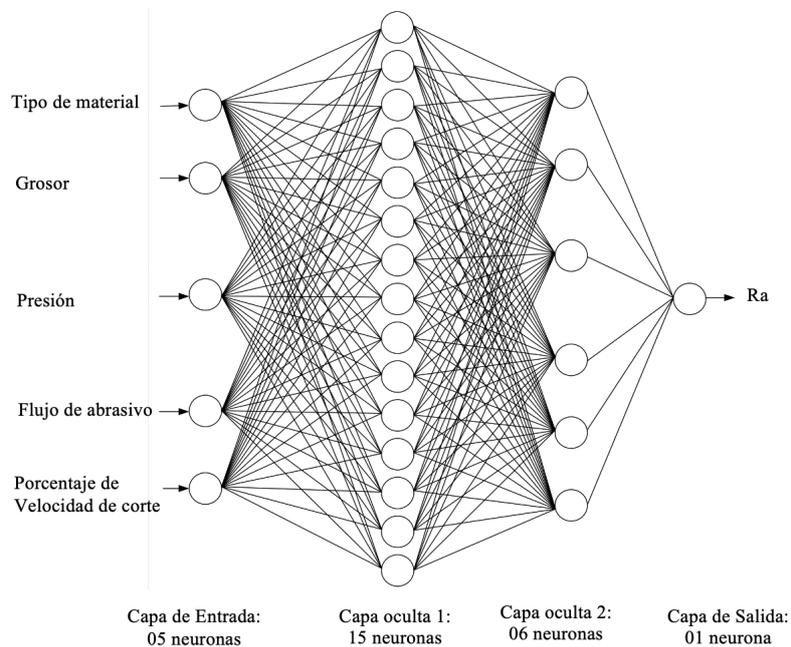
Con los resultados de los análisis anteriores, se procedió a realizar la implementación teniendo los siguientes parámetros:

Cantidad de neuronas en la capa de entrada:	05
Cantidad de neuronas en la primera capa oculta:	15
Cantidad de neuronas en la segunda capa oculta:	06
Cantidad de neuronas en la capa de salida:	01
Función de transferencia:	$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$
Algoritmo de entrenamiento:	Levenberg - Marquardt
Tipo red:	Perceptrón multicapa

En la *Figura 29* se muestra el diagrama topológico de la red neuronal seleccionado para el pronóstico de la rugosidad superficial de las piezas de bajas dimensiones cortadas en AWJC.

**Figura 29**

Modelo de Red Neuronal Empleado en la Investigación

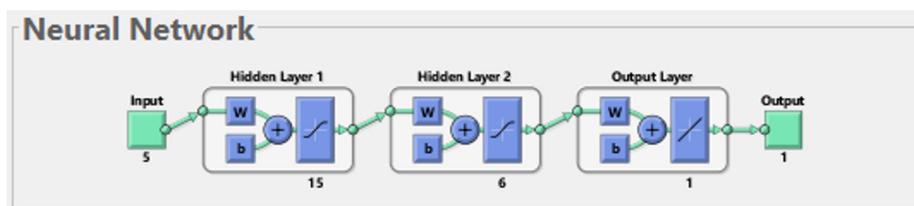


### Creación de la red neuronal

La red que fue seleccionada luego del análisis correspondiente, para modelar y predecir la rugosidad superficial de las piezas de bajas dimensiones cortadas con AWJC, se muestra a continuación usando como lenguaje de programación Matlab (Ver Figura 30).

**Figura 30**

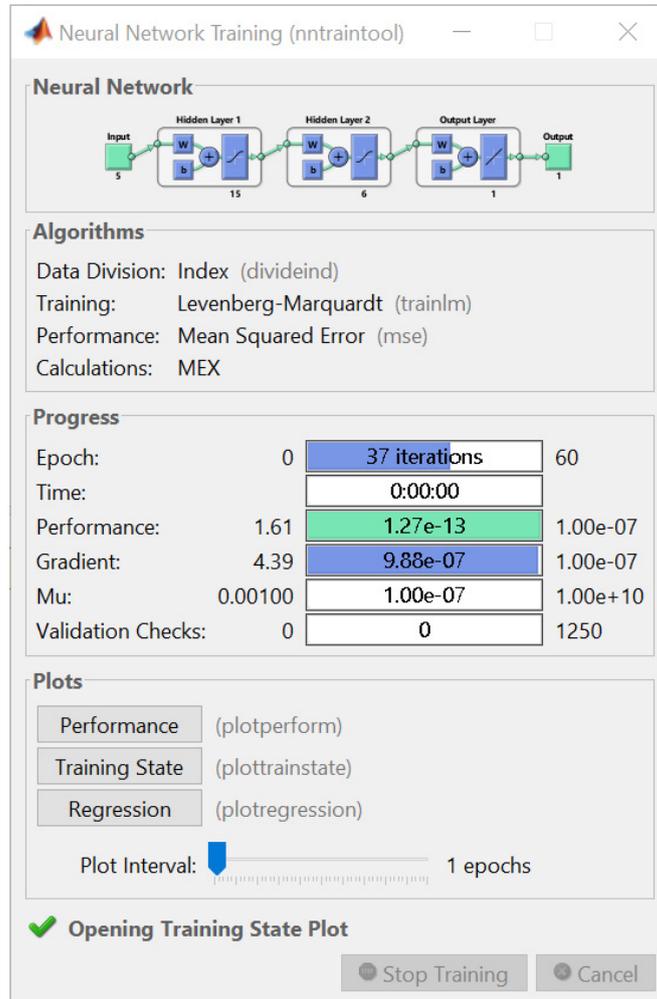
Red Neuronal



Se utilizó el código del software de Matlab, ver Anexo 9, para el entrenamiento de la red neuronal artificial

Figura 31

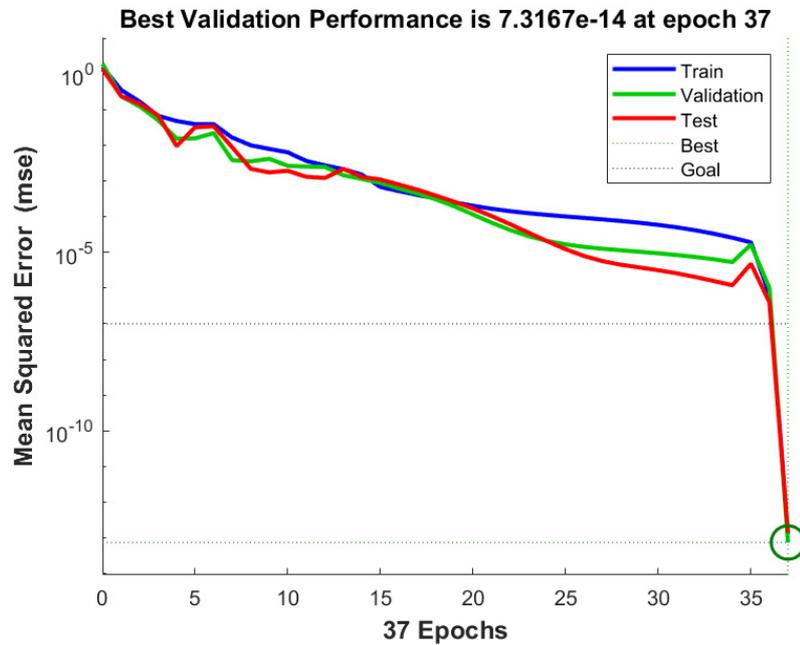
Entrenamiento de la RNA



En la *Figura 31* se observó en tiempo real la cantidad de épocas, tiempo transcurrido, rendimiento, gradiente de descenso y validaciones realizadas en el aprendizaje de la red. El proceso de entrenamiento se detiene cuando el programa encuentra un valor óptimo en cualquiera de los parámetros mencionados. En la *Figura 32* se observa que el proceso de entrenamiento se detuvo en la 37 iteración cuando el rendimiento alcanza un valor óptimo de 0,00000000000007317.

Figura 32

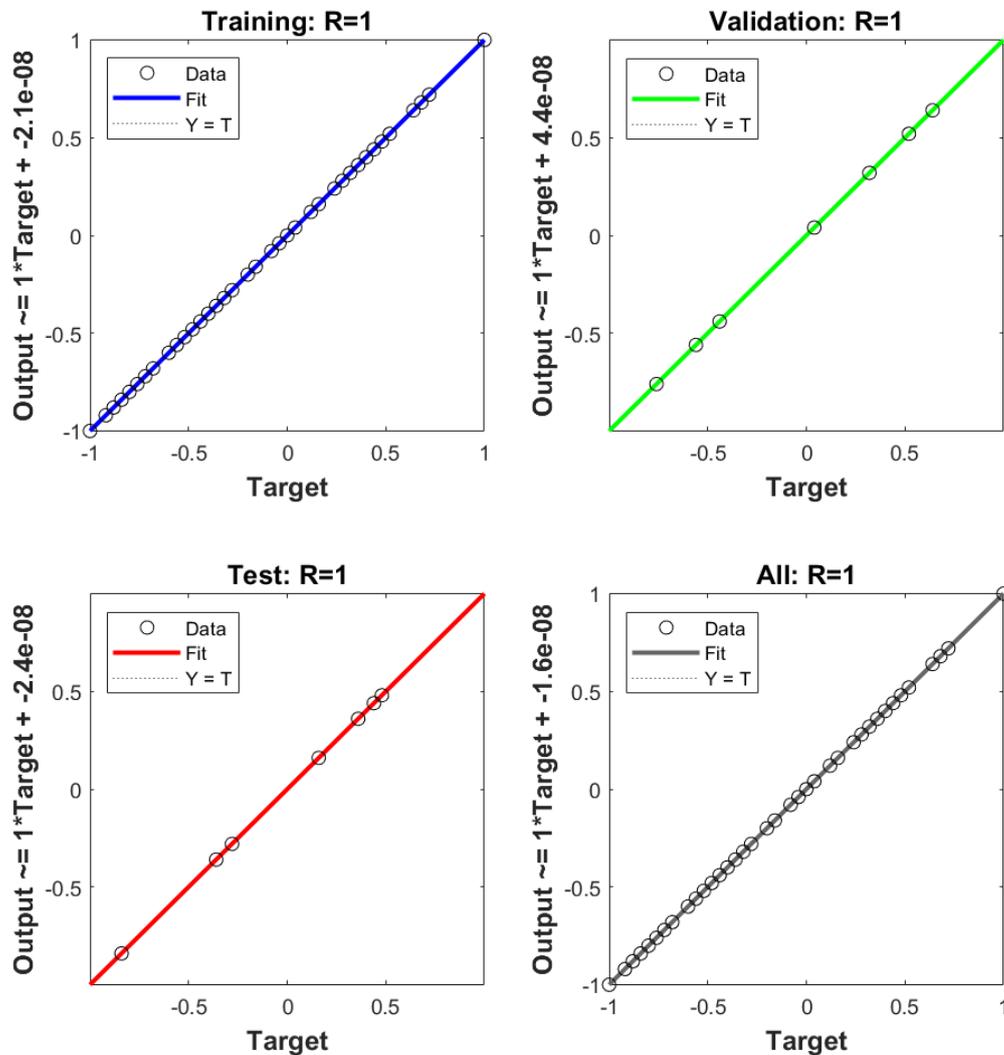
Evaluación del Rendimiento la RNA



De la Figura 33 se observó que el error cuadrático medio empieza con un valor grande y luego tiene una tendencia decreciente, hasta lograr un valor mínimo en la 37va iteración, lo que demuestra que la red aprendió; observándose un error cuadrático medio muy pequeño ( $ECM = 0,000000000000007317$ ). Asimismo, se observa que el conjunto de datos de prueba y validación poseen características similares, por lo que no se presenta ningún sobre ajuste significativo del modelo. Cabe resaltar que este resultado corresponde a la corrida 104, a diferencia de lo se mostró en la Tabla 18 que correspondió al error cuadrático medio de todos los datos de entrenamiento.

Figura 33

Gráfica de Correlación en la Fase de Entrenamiento, Validación y Prueba



La correlación de respuesta de la RNA es de 1 (Figura 33) por lo que se observa que hay una correlación entre los objetivos y las salidas. El modelo es predictivo con coeficiente de determinación ( $R^2$ ) de 100%, mostrando un buen ajuste del modelo a sus datos y lográndose un excelente objetivo predictivo.

Asimismo, se observa para la etapa de entrenamiento, los 64 datos (80% de los datos) hay una correspondencia de un coeficiente de correlación de  $r=1$ , por lo que la RNA aprendió con mucha efectividad y para la etapa de validación, los 8 datos elegidos al azar (10% de los datos), se obtuvo también un buen resultado ( $r=1$ ). Igualmente, para la etapa de prueba, 8 datos (10% de los datos) se obtuvo un coeficiente de correlación  $r=1$ . Cabe resaltar que es el software de Matlab quien selecciona al azar, el conjunto de datos en los porcentajes 80% para el entrenamiento, 10% para la validación y 10% para la prueba, lo que permitió evitar el sesgo en el proceso.

### Pronóstico de la Rugosidad Superficial (Ra)

Después que la red se entrenó y se obtuvo un rendimiento adecuado (error de entrenamiento mínimo) se procedió a realizar la predicción de la rugosidad superficial de las piezas de bajas dimensiones cortadas con AWJC.

**Tabla 18**

*Error entre Ra Cortado en AWJC y lo Pronosticado*

Ra ( $\mu\text{m}$ ) AWJC	Ra ( $\mu\text{m}$ ) Pronosticada con RNA	Error
4,3	4,3000006	-6,29209140E-07
4,3	4,2999997	2,91926610E-07
2,1	2,0999991	8,75127190E-07
5,1	5,0999993	6,87830670E-07
3,6	3,6000002	-1,59926350E-07
4,8	4,8000002	-1,54515120E-07
2,4	2,4000013	-1,29534815E-06
1,6	1,6000005	-4,59229990E-07

En la *Tabla 18* se observa el 10% de los datos que no se utilizaron en el entrenamiento, con los cuales se probó el modelamiento de las predicciones de las rugosidades superficiales, observándose que se acercan mucho a los valores reales, siendo el mayor error cuadrático medio de  $6,88\text{E-}07$

En la *Tabla 19* se presentan los valores de los errores del modelo de la red neuronal artificial, los cuales fueron valores muy pequeños, por lo que se puede indicar que el modelo de la red neuronal artificial presenta un buen ajuste al comportamiento de las rugosidades superficiales de las piezas de bajas dimensiones cortadas con AWJC.

**Tabla 19**

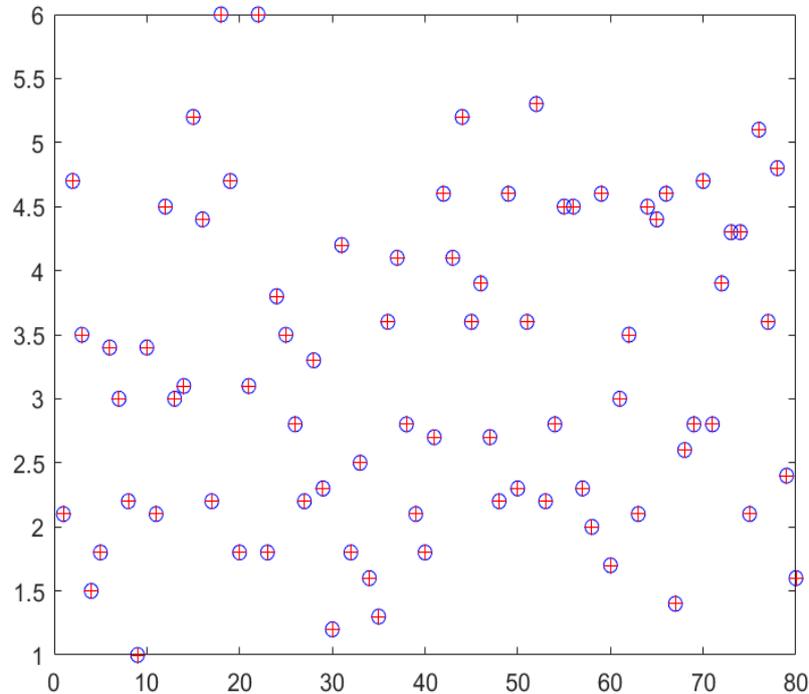
*Valores de los Errores del Modelo de RNA*

Error Cuadrático medio (MSE)	Raíz del error cuadrático medio (RMSE)	Error porcentual absoluto medio (MAPE)
0,0000000000000793	8,90595E-07	0,0024979%

En la *Figura 34* se hace una comparación entre los resultados obtenidos de la red neuronal artificial y los valores reales de la rugosidad superficial, donde se puede observar que todos los valores han sido reproducidos con exactitud.

**Figura 34**

Comparación de los Valores reales de Precipitaciones y los Obtenidos con la RNA



## 4.4 DISCUSIÓN

En esta sección se analiza y se discuten los resultados obtenidos, con el objetivo de contrastarlos con las hipótesis de la investigación presentadas en el capítulo 2.

**Primera hipótesis:** Posibilidad de cortar piezas de bajas dimensiones utilizando el proceso de corte por chorro de agua con abrasivo (AWJC).

Generalmente las piezas que se habían cortado con la máquina de corte por chorro de agua con abrasivos, marca FLOW, modelo Mach 4 4020b, eran piezas de tamaño grande y mediano, por lo que se planteó la siguiente hipótesis:

“Se podrá realizar los cortes en piezas de bajas dimensiones utilizando el proceso de corte por chorro de agua con abrasivo (AWJC)”

Se logró cortar las 80 piezas de bajas dimensiones utilizándose la máquina de corte por chorro de agua con abrasivos, marca FLOW, modelo Mach 4 4020b, para ello se adquirió los hidrobloques para que las piezas no cayeran a la bandeja de agua.

**Segunda hipótesis:** El análisis de los parámetros que se variaron al realizar los cortes con AWJC

Para realizar los cortes de piezas de bajas dimensiones con AWJC, se variaron los valores de los parámetros: tipo de material, grosor, presión, velocidad de corte y flujo de abrasivo, por ello se planteó la siguiente hipótesis:

“Con el análisis de los efectos de parámetros de proceso de corte: tipo de material, grosor, presión, velocidad de corte y flujo de abrasivo se podrá determinar la influencia de ellos en la rugosidad superficial”

Con el análisis de varianza se pudo determinar la influencia, obteniéndose que todos los efectos simples fueron significativos para los 5 parámetros estudiados, en las interacciones dobles fueron significativas el porcentaje de velocidad de corte vs flujo de abrasivo, el porcentaje de velocidad de corte vs presión, el porcentaje de velocidad de corte vs tipo de material, el flujo de abrasivo vs presión, y existieron dos identificadas interacciones triples significativas entre porcentaje de velocidad de corte, flujo de abrasivo y la presión y la interacción porcentaje de velocidad de corte, presión y tipo de material.

Los parámetros que se consideraron en la investigación como la presión de chorro de agua, flujo de abrasivo también fueron estudiados para predecir la rugosidad de la superficie en el proceso de AWJ a nivel macro por Shukla & Tambe (2010), Çaydaş & Hasçalik (2008) y Zagórski et al. (2018).

### **Tercera hipótesis:** El análisis del aprendizaje de la red neuronal artificial

“El análisis del aprendizaje de la red neuronal artificial permitirá obtener una configuración adecuada de la red que produzca salidas deseadas”.

Los factores que se consideraron fueron cantidad de neuronas en la primera capa oculta (5, 10, 15), cantidad de neuronas en la segunda capa oculta (2, 4 y 6) y la cantidad de épocas (30, 60 y 90), llegando a realizarse 108 entrenamientos bajo las diferentes combinaciones. La red neuronal artificial para el modelamiento fue seleccionada mediante un análisis de varianza y la comparación de medias de Duncan, compuesta por 15 neuronas en la primera capa oculta, 6 neuronas en la segunda oculta y 90 épocas.

El tipo de red utilizada en la investigación fue perceptrón multicapa con el algoritmo de aprendizaje Levenberg - Marquardt a diferencia que Çaydaş & Hasçalik (2008) que utilizó el algoritmo backpropagation.

### **Cuarta hipótesis:** La metodología de redes neuronales

“La metodología de redes neuronales modela adecuadamente el pronóstico de la rugosidad superficial en piezas de bajas dimensiones cortadas con AWJC”

La topología de la red neuronal artificial que mejor respondió al modelamiento y pronóstico de la rugosidad superficial fue aquella que compuesta por 15 neuronas en la primera capa, 6 neuronas en la segunda capa y 90 épocas. Obteniéndose un MSE de 0,000000000000793, un RMSE de 8,90595E-07 y un MAPE de 0,0024979% para el modelamiento.

## CONCLUSIONES

- Se logró diseñar y construir una red neuronal artificial multicapa (con 02 capas ocultas) capaz de predecir la rugosidad de piezas de bajas dimensiones cortadas con AWJC.
- En el análisis de varianza todos los efectos simples fueron significativos para los 5 parámetros estudiados, en las interacciones dobles fueron significativas el porcentaje de velocidad de corte vs flujo de abrasivo, el porcentaje de velocidad de corte vs presión, el porcentaje de velocidad de corte vs tipo de material, el flujo de abrasivo vs presión, y existieron dos identificadas interacciones triples significativas entre porcentaje de velocidad de corte, flujo de abrasivo y la presión y la interacción porcentaje de velocidad de corte, presión y tipo de material.
- El corte por chorro de agua con abrasivo tiene mejor efecto (menor rugosidad) en piezas de acero con porcentaje de velocidad de corte bajo (20%, 40%) de grosor alto (0,5 ") trabajando con flujo abrasivo de 0,5 "/min y a una presión de 8000 psi.
- Fue necesario probar varias combinaciones para encontrar una topología que responda mejor a los datos de rugosidad superficial de las piezas de bajas dimensiones cortadas por AWJC, porque no existe una regla con la que se pueda determinar el diseño para un caso en particular. Los factores que se consideraron fueron cantidad de neuronas en la primera capa oculta (5, 10, 15), cantidad de neuronas en la segunda capa oculta (2,4,6) y la cantidad de épocas (30, 60 y 90). La red neuronal artificial que fue seleccionada la que estaba compuesta por 15 neuronas en la primera capa oculta, 6 neuronas en la segunda oculta y 90 épocas.
- Con la topología de la red neuronal artificial que se selecciono para el modelamiento de la predicción de la rugosidad superficial, se obtuvo un MSE de 0,000000000000793, un RMSE de 8,90595E-07 y un MAPE de 0,0024979% .
- Las redes neuronales artificiales pueden ser aceptadas como herramientas poderosas que pueden ser utilizados en procesos de mecanizado no convencional, ya sea para la predicción, o modelado complejo altamente no lineales.

## RECOMENDACIONES

- Difundir el uso de las redes neuronales artificiales para su aplicación, en procesos de manufactura u otras áreas.
- Las redes neuronales artificiales pueden aplicarse a la predicción de los otros parámetros objetivos del AWJC.
- Como futuro trabajo, el análisis de la rugosidad superficial en piezas de bajas dimensiones cortadas con otros de los procesos de corte no convencionales para la comparación de los resultados.
- Difundir el uso de máquinas de corte no convencionales de corte, como las máquinas de corte el corte por chorro de agua con abrasivos por tener un desempeño ambiental/sostenible.

## REFERENCIAS

- Abrasivo Barton HPX – Global Mexico. (n.d.). <http://globalmexico.com.mx/abrasivo-barton-hpx/>
- Acero Inoxidable T304 - Cameisa- Tipos de Acero. (n.d.). <https://cameisa.com/acero-inoxidable-t304>
- Aluminio 1100 - Cameisa- Tipos Aluminio. (n.d.). <https://cameisa.com/aluminio-1100>
- Anderson, J. (1995). *An introduction to neural networks*. MIT Press, 650.
- Bennett, J. (2007). Characterization of Surface Roughness. En Maradudin, A (eds) *Light Scattering and Nanoscale Surface Roughness* (pp. 1-33) [https://doi.org/10.1007/978-0-387-35659-4\\_1](https://doi.org/10.1007/978-0-387-35659-4_1)
- Borga, M. (2012). Metodología de Investigación Científica para ingeniería Civil. *Academia.edu*. [https://www.academia.edu/33692697/Metodología\\_de\\_Investigación\\_Científica\\_para\\_ingeniería\\_Civil](https://www.academia.edu/33692697/Metodología_de_Investigación_Científica_para_ingeniería_Civil)
- Burnham, C. (n.d.). La guía definitiva del corte por chorro de agua.
- Burnham, C. (2015). La guía definitiva del corte por chorro de agua.
- Burnham, C., y Kim, T. (1989). *Statistical characterization of surface finish produced by a high pressure abrasive waterjet*. Mechanical, Industrial & Systems Engineering Faculty Publications.
- Çaydaş, U., & Hasçalik, A. (2008a). A study on surface roughness in abrasive waterjet machining process using artificial neural networks and regression analysis method. *Journal of Materials Processing Technology*, 202(1–3), 574–582. <https://doi.org/10.1016/j.jmatprotec.2007.10.024>
- Çaydaş, U., & Hasçalik, A. (2008b). A study on surface roughness in abrasive waterjet machining process using artificial neural networks and regression analysis method. *Journal of Materials Processing Technology*, 202(1–3), 574–582. <https://doi.org/10.1016/J.JMATPROTEC.2007.10.024>
- Chávez, R., y Rojas, M. (2015). *Caracterización del acabado superficial utilizando el VMC del ICN de la UNAM*.
- Corbett, J., McKeown, R., Peggs, G., & Whatmore, R. (2000). Nanotechnology: International developments and emerging products. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 49(2), 523–545. [https://doi.org/10.1016/S0007-8506\(07\)63454-4](https://doi.org/10.1016/S0007-8506(07)63454-4)
- Haykin, S. (1999). *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. Prentice Hall.
- Flow International Corporation. (2008). *Water Jet Seminar*. <https://vdocuments.mx/water-jet-seminar.html>
- Gómez, A., Ruiz-Huerta, L., y Caballero-Ruiz, A. (2011). *Investigación del proceso de corte por chorro de agua (WJC) y sus aplicaciones en micromecánica*.
- Hashish, M. (1984). A Modeling Study of Metal Cutting With Abrasive Waterjets. *Journal of Engineering Materials and Technology*, 106(1), 88–100. <https://doi.org/10.1115/1.3225682>
- Hashish, M. (1992). On the Modeling of Surface Waviness Produced by Abrasive-Waterjets. En Lichtarowicz, A (eds) *Jet Cutting Technology* (pp.17–34). [https://doi.org/10.1007/978-94-011-2678-6\\_2](https://doi.org/10.1007/978-94-011-2678-6_2)

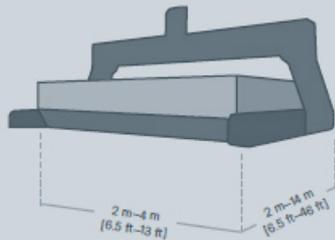
- Hilera, J. (1995). *Redes neuronales artificiales: Fundamentos, modelos y aplicaciones* (Serie Paradigma) (Spanish Edition).
- Hoogstrate, A. (2000). *Towards high-definition abrasive waterjet cutting*.
- How abrasive waterjets work – Waterjets.org. (n.d.). <https://waterjets.org/how-abrasive-waterjets-work/>
- Jagadish, K. (2020). *Abrasive water jet machining of engineering materials*. 77. Springer Cham
- Kovacevic, R., Mohan, R., & Zhang, Y. (1993). Stochastic modelling of surface texture generated by high-energy jets. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: *Journal of Engineering Manufacture*, 207(2), 129-140. [https://doi.org/10.1243/PIME\\_PROC\\_1993\\_207\\_071\\_](https://doi.org/10.1243/PIME_PROC_1993_207_071_)
- Liu, H. T., Schubert, E., & McNiel, D. (2010). *Development of Micro Abrasive-Waterjet Technology*. SciTopics
- Lu, Y., Li, X., Jiao, B., & Liao, Y. (2005). Application of artificial neural networks in abrasive waterjet cutting process. *Lecture Notes in Computer Science*, 3498(III), 877–882. [https://doi.org/10.1007/11427469\\_139](https://doi.org/10.1007/11427469_139)
- Martín, F. (2021). *Hotel 4.0*. Punto Rojo Libros
- Momber, A., & Kovacevic, R. (2003). Hydro-abrasive erosion of refractory ceramics. *Journal of Materials Science*, 38(13), 2861–2874. <https://doi.org/10.1023/A:1024436502947>
- Montgomery, D. (2004). Diseño y análisis de experimentos. *Limusa Wiley*, 21–692.
- Pérez, B. (2012). *Manufactura de celda líquida para AFM*.
- Pi, V. (2008). *Performance Enhancement of Abrasive Waterjet Cutting*. [Tesis doctoral, Hanoi University of Technology] <http://resolver.tudelft.nl/uuid:324e0e8a-527e-43bb-87c0-8e131654acc9>
- Ponce, P. (2011). *Inteligencia artificial con aplicaciones a la ingeniería*.
- Ruiz, L. (2005). *Desarrollo de microequipo para células de manufactura*.
- Shukla, M., & Tambe, P. (2010). Predictive modelling of surface roughness and kerf widths in abrasive water jet cutting of Kevlar composites using neural network. *International Journal of Machining and Machinability of Materials*, 8(1–2), 226–246. <https://doi.org/10.1504/IJMMM.2010.034498>
- Waterjets.org – The most complete waterjet resource on the web. (n.d.). Retrieved June 12, 2022, from <https://waterjets.org/>
- Wennerberg, A. (1996). *On surface roughness and implant incorporation*. University of Göteborg.
- Whitehouse, D. (1994). *Handbook of surface metrology*.
- Zagórski, I., Kłonica, M., Kulisz, M., & Łoza, K. (2018). Effect of the AWJM method on the machined surface layer of AZ91D magnesium alloy and simulation of roughness parameters using neural networks. *Materials*, 11(11), 2111. <https://doi.org/10.3390/MA11112111>

# ANEXOS

## ANEXO 1. Máquina de corte por chorro de agua, marca FLOW modelo Mach 4 4020



**ANEXO 2. Especificaciones técnica de la máquina de corte por chorro de agua**



Mach 4 Specifications		
Linear Straightness Accuracy	.025 mm/m	.001 in/3 ft
Repeatability	.025 mm	.001 in
Maximum Speed	36 m/min	1,400 ipm
Z Travel	305 mm	12 in
Bridge (x-axis)	2 m, 3 m, 4 m	6.5 ft, 10 ft, 13 ft
Base (y-axis)	2 m-14 m (1 m increments)	6.5 ft-46 ft

**ADDITIONAL OPTIONS & ACCESSORIES**

- Remote Handheld Pendant
- Stainless Steel Catcher Tank
- Workpiece Fixturing System
- Multiple Cutting Heads
- UltraPierce™ Material Piercing Assist
- High-Pressure Pump Option up to 6,500 bar [94,000 psi]
- Large Capacity Bulk Abrasive Hopper
- ProXtract™ Part Removal Wand
- Spray Containment Package
- Handy Air & Water Connections
- And More



**UNITED STATES & CANADA**  
 23500 64th Avenue South  
 Kent, Washington 98032 USA  
 Tel: 253-850-3500  
 TOLL-FREE: 800-446-3569  
 Fax: 253-813-3285  
 info@flowcorp.com

**CENTRAL AMERICA, SOUTH AMERICA,  
 MEXICO & CARIBBEAN**  
 Tel: +55-11-3616-2822  
 flowlatino@flowlatino.com

**EUROPE, MIDDLE EAST & AFRICA**  
 Tel: +49-7252-538-0  
 info-germany@flowcorp.com

**TAIWAN, CHINA, KOREA, SOUTHEAST ASIA,  
 AUSTRALIA & NEW ZEALAND**  
 Tel: +886-3-577-2102  
 sales@flowasia.com.tw

**JAPAN**  
 Tel: +81-52-701-7021  
 fjc@flowjapan.co.jp

**FlowWaterjet.com**

© 2012 Flow International Corporation. All Rights Reserved. Specifications and dimensions are correct at time of printing. Flow reserves the right to make modifications and changes at any time without notice.

## ANEXO 3. Especificaciones técnicas de los hidrobloc

## Waterjet Bricks

**BARTON****HydroBloc™**

Durable and long lasting, HydroBloc™ waterjet bricks hold up to the rigors of waterjet cutting better than other bricks on the market today.

The ideal solution for cutting thin, high tolerance parts.

**Features & Benefits of HydroBloc™ Bricks:**

- **Part Retention**—the tight tolerance surface keeps parts from falling into the tank.
- **Better Looking Parts**—eliminates spray back that can mark the underside of parts.
- **Cleaner Cutting Area**—special internal design drains water away from the cutting area while reducing splash back.
- **Quieter Operation**—cutting noise is reduced creating a quieter workspace.
- **Flexibility**—can be used with abrasive and straight waterjet cutting.
- **Durability**—made from a tough polypropylene material, the I-beam construction will not separate like laminated versions, allowing for more cuts and greater savings.
- **Recyclable**—the polypropylene material is 100% recyclable.
- **Lightweight**—a standard brick weighs 11 lbs., making them easy to change and rotate.

BARTON PART #	DESCRIPTION	QUANTITY
WX404002	Waterjet Bricks, Black (4" x 6" x 48")	One Brick
WX404002	Waterjet Bricks, Black (4" x 6" x 48")	40 Bricks (One pallet)
WX404002	Waterjet Bricks, Black (4" x 6" x 48")	80 Bricks (Two pallets of 40)
WX404002	Waterjet Bricks, Black (4" x 6" x 48")	120 Bricks (Three pallets of 40)
WX000006	Waterjet Bricks, Black (6" x 6" x 48")	40 Bricks (One pallet)

**barton.com****Barton International**

Six Warren Street, Glens Falls, NY 12801

**USA/Canada 800.741.7756**

Phone: 518.798.5462

Fax: 518.798.5728

E-Mail: info@barton.com

**Stocking Locations:**

Los Angeles, California

Orlando, Florida

Atlanta, Georgia

St. Louis, Missouri

North Creek, New York

Cincinnati, Ohio

Petersburg, Virginia

Houston, Texas

Kent, Washington

2011-05



**EDITORIAL  
UNIVERSIDAD  
ISRAEL**

**ANEXO 4.** Tabla de flujo de abrasivo Barton HPX

<b>ABRASIVE FLOW RATE FOR BARTON HPX</b>				
	120 Mesh	150 Mesh	180 Mesh	220 Mesh
Disk	Lb/Min	Lb/Min	Lb/Min	Lb/Min
0,0625	0,03	0,04	0,04	0,04
0,0790	0,06	0,07	0,07	0,07
0,0938	0,10	0,11	0,12	0,11
0,1095	0,15	0,16	0,17	0,16
0,1250	0,20	0,21	0,22	0,22
0,1406	0,30	0,30	0,30	0,30
0,154	0,35	0,35	0,35	0,35
0,168	0,45	0,45	0,50	0,50
0,184	0,55	0,60	0,60	0,60
0,196	0,70	0,70	0,70	0,70
0,206	0,75	0,75	0,75	0,75
0,215	0,85	0,85	0,85	0,85
0,222	0,90	0,90	0,90	0,90
0,229	1,00	0,95	0,95	0,95
0,237	1,10	1,05	1,05	1,00
0,246	1,20	1,15	1,15	1,10
0,255	1,30	1,25	1,20	1,15
0,263	1,40	1,35	1,30	1,25
0,269	1,50	1,45	1,40	1,40
0,275	1,60	1,55	1,50	1,50
0,281	1,70	1,65	1,60	1,60
0,288	1,75	1,75	1,70	1,70
0,295	1,90	1,85	1,85	1,85
0,302	2,00	2,00	2,00	2,00

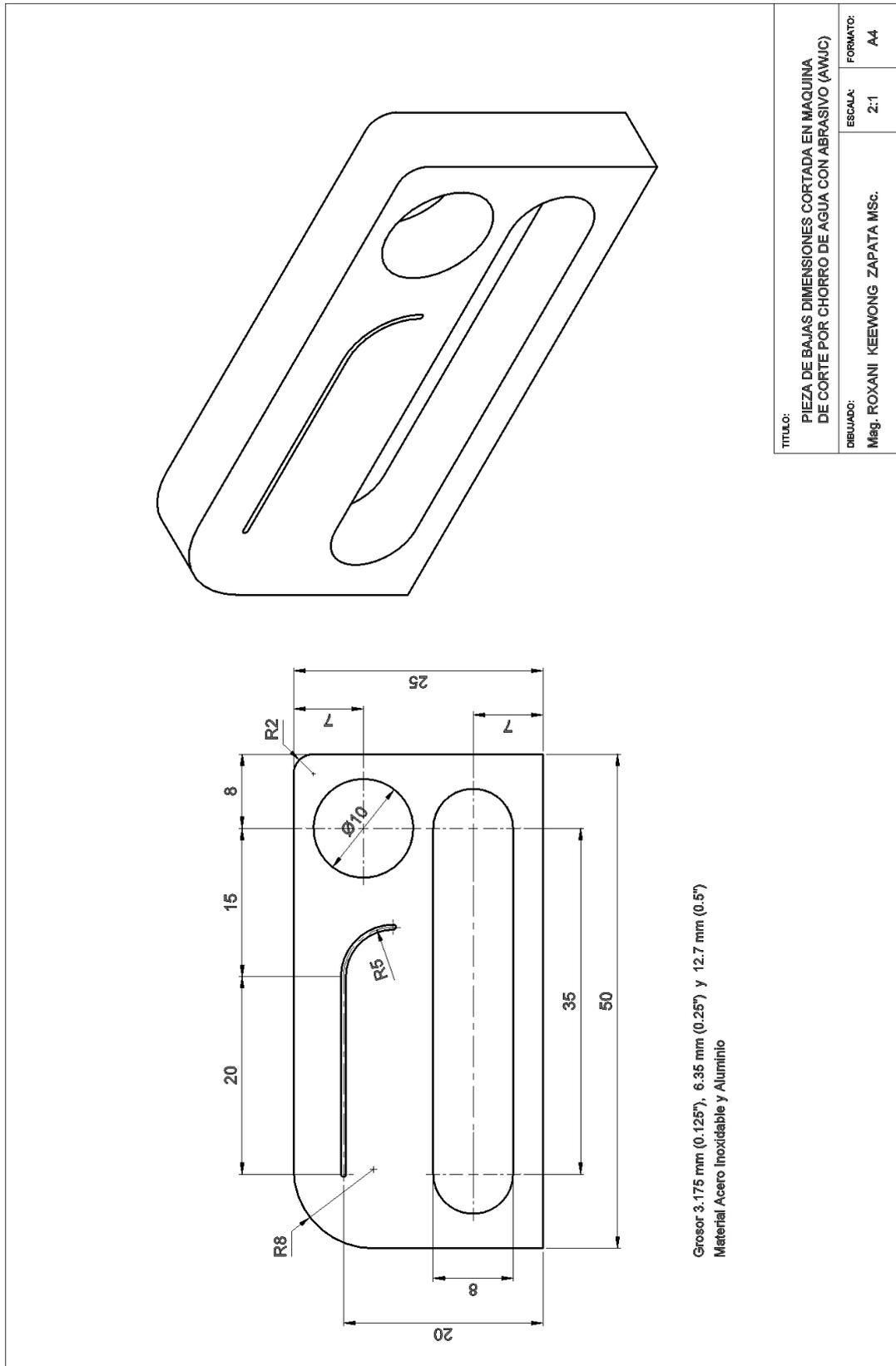
## Recommended Abrasive Flow Rates lb,/min

Orifice/Nozzle	40k	50 - 55k	60k
,007/,020	0,3	0,4	0,4
,010/,030	0,6	0,8	0,8
,013/,040	1	1,2	1,2
,014/,040	1,1	1,3	1,3
,016/,040	1,2	1,4	1,5
,018/,050	NA	2,1	2,4

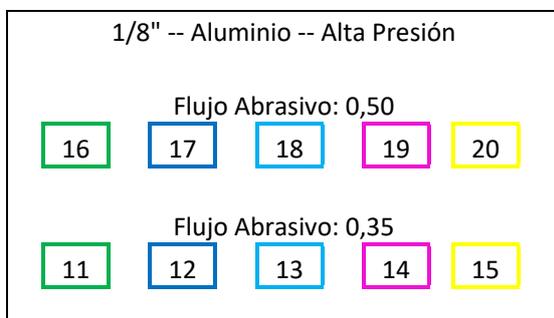
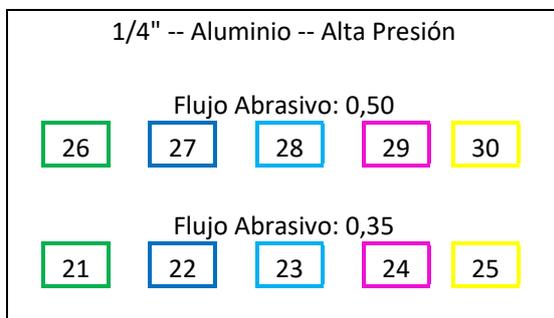
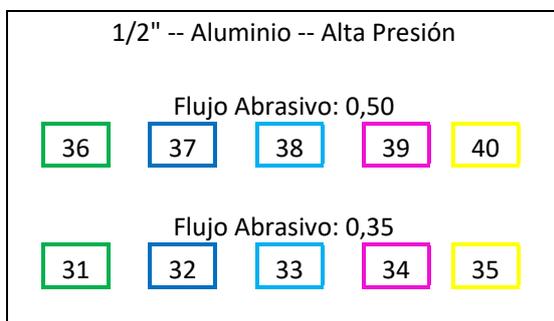
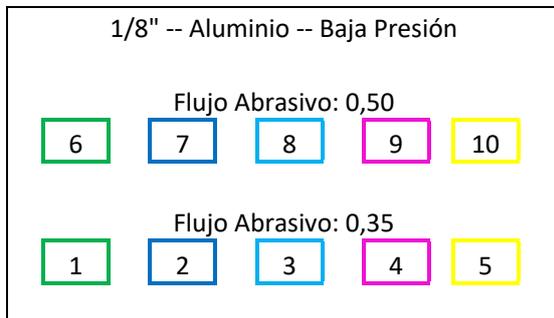
\*

Denotes drilling disk sizes, These disks are not part of kit 010295-1,

## ANEXO 5. Plano de la Pieza muestra

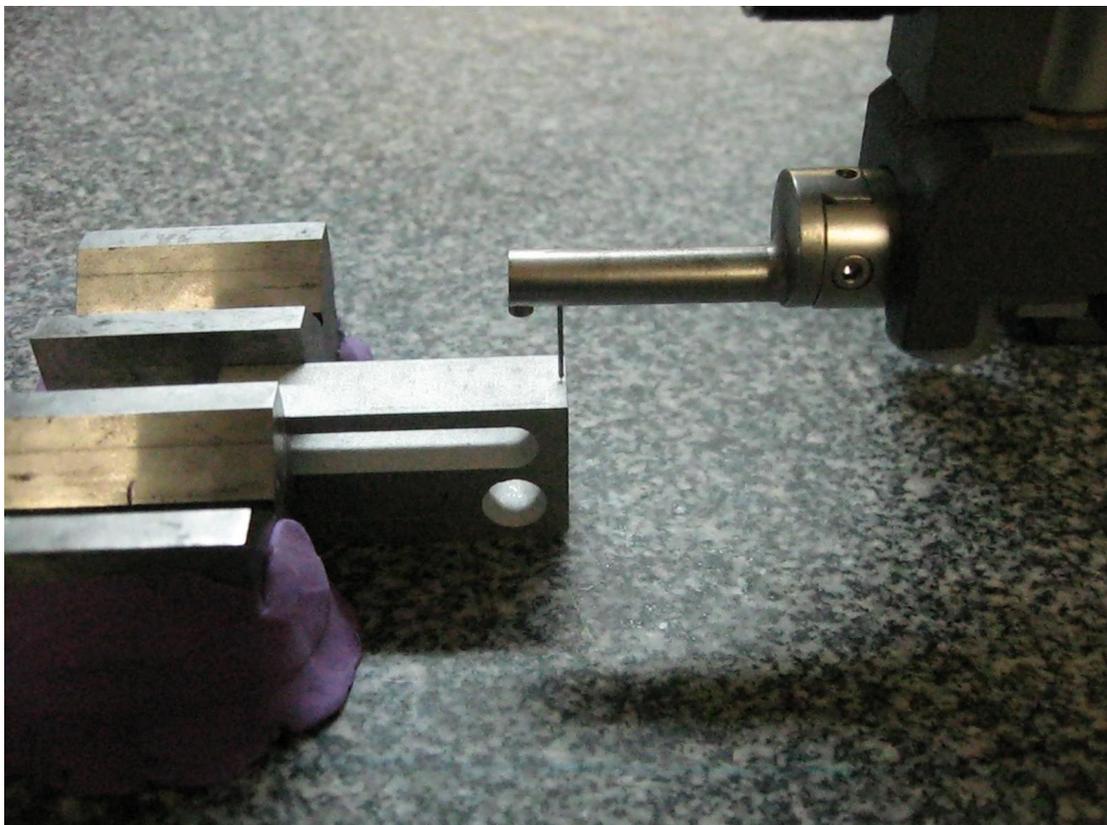
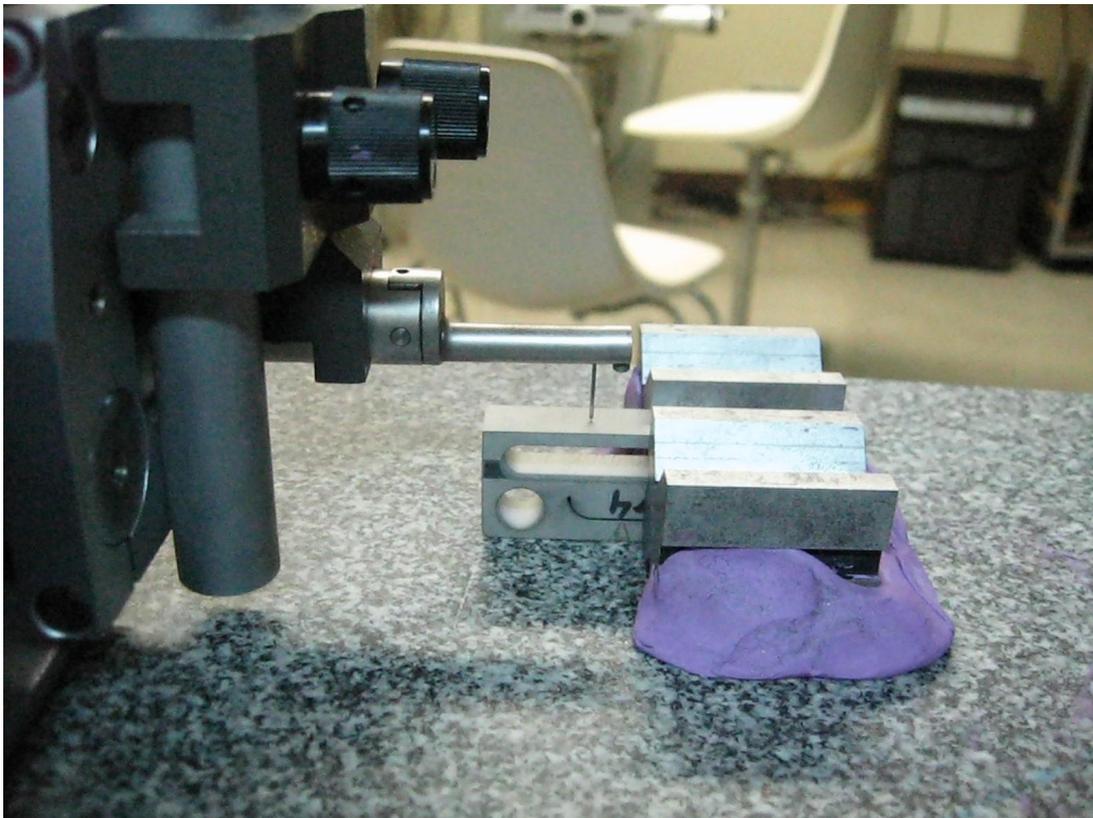


## ANEXO 6. Numeración de las piezas



20% Velocidad de corte: Verde  
 60% Velocidad de corte: Celeste  
 100% Velocidad de corte: Amarillo

40% Velocidad de corte: Azúl  
 80% Velocidad de corte: Magenta

**ANEXO 7.** Mediciones de la rugosidad superficial

## ANEXO 8. Pesos y sesgos de las Redes

### Pesos desde la capa de entrada hacia la primera capa oculta (15x5)

0,98903846	0,00579003	2,16871854	0,09907748	-2,60185741
1,80758642	-0,66771735	1,38977706	0,4179357	1,52043122
0,75424819	2,05125026	-0,54563202	-1,79804653	-2,08106272
0,5200332	0,3805309	1,5084412	-0,73720286	-2,29823332
1,68683279	1,70990489	0,17656585	-1,01913331	-0,90350596
1,8807566	-0,28441926	-0,39068272	-1,26629277	-0,45256775
-1,88219022	-0,43605689	1,41259949	-0,70335922	-1,67926966
-1,88291789	0,9110238	1,45850448	1,20713595	0,46581871
1,98650476	0,46272753	-1,32344234	-0,83658036	-0,64203627
1,94032398	0,94591845	-1,24855105	0,09906415	1,41584182
-0,36031557	-1,39910712	-2,35939684	0,19890745	0,09350689
0,52271632	-0,47928012	-1,58339017	0,0113932	1,60122696
1,49876493	-1,41860495	-1,35846213	0,53783783	-0,04850159
0,36882209	0,97106972	1,07599379	1,48046908	-0,98915871
-0,69504725	0,21847379	-1,31788899	1,35405781	-1,4391336

### Pesos desde la primera

0,14643945	1,05807616	-0,26051257	0,09624978	-0,81325541	-0,1669847	0,55989961	-0,84566584	0,58266034	-0,18548678	-0,29940253	0,53330022	-0,78898502	0,20579965	0,55743705
-0,17165359	-0,22671771	0,53065011	-1,23566982	-0,51827359	-0,6832206	0,61889163	-0,41278857	-0,87307449	-0,8472738	0,76560804	-0,4024947	0,61104782	-0,09095077	0,58895515
-1,13865498	0,07423674	0,8974687	-0,55126177	-0,06962501	1,42897869	0,01451584	0,64466478	0,35189817	-0,7317529	0,56546354	-1,54911288	0,60858666	0,78786667	0,21617212
-0,76194115	0,35630566	-0,02048553	0,36193192	-0,7332055	-0,13314034	0,49951776	-0,3290475	-0,88108397	0,09434063	-0,58352198	-0,09663871	-0,53464475	0,16678314	-1,3729598
0,13922365	-1,22454694	-0,74197633	-0,39350998	-0,39804016	-0,6411598	0,24313793	-0,34757594	0,03643233	0,04735101	1,14173696	-0,44281798	-0,16417878	1,11321994	0,42024356
0,47020627	0,14188369	-1,44273082	-0,76839986	-0,03071163	-0,53674803	-0,8946728	0,66109781	0,07727231	0,82959183	0,23915476	0,44154341	0,2978096	0,25701629	0,70634308

### Pesos desde la segunda capa oculta hacia la capa de salida (1x6)

0,4655	1,0721	-1,7557	-2,5266	-0,7437	-0,8087
--------	--------	---------	---------	---------	---------

### Sesgos o bias de la capa oculta (15x1)

-2,55170178
-2,28471556
1,44920599
1,05894392
-1,35880327
-1,00237026
-0,11062606
0,29925005
0,36358133
0,31997578
-0,92558434
1,75142536
1,53644765
2,13566459
-2,5844002

**Sesgos o bias de la segunda capa oculta (6x1)**

---

-1,88798415

---

0,943079

---

0,04596234

---

-0,39296641

---

1,23844367

---

1,61538779

**Sesgos o bias de la capa de salida (1x1)**

---

1,1444

**ANEXO 9.** Algoritmo de aprendizaje

```

clear all; close all; clc
y=xlsread('V2B Datos Redes Neuronal.xlsx', 'Datos Red','B4:G83');
x=y';
baraja = randperm(80);
x=x(:,baraja);
[PS, ps]= mapminmax (x(1:5,:));
[TS, ts]= mapminmax (x(6,:));
PN = PS;
TN = TS;
net = newff(PN,TN,[15 6],{'tansig','tansig','purelin'},'trainlm');
net.trainParam.epochs = 60;
net.trainParam.max_fail= 1250;
net.trainParam.goal = 0.0000001;
%DIVISIÓN DE DATOS
testset.P = PN(:,73:80);
testset.T = TN(:,73:80);
valset.P = PN(:,65:72);
valset.T = TN(:,65:72);
%ERROR CUADRÁTICO MEDIO
net.performFcn = 'mse';
%ENTRENAMIENTO DE LA RNA
[net, tr] = train(net, PN, TN, [], [], testset, valset);
output = sim(net, PN);
Targets = mapminmax('reverse', TN, ts);
Salida = mapminmax('reverse', output, ts);
figure(1)
plot (Targets, 'ob');
hold on;
plot(Salida, '+r');
%PESOS Y BIAS POR CADA CAPA
W1c = net.iw{1,1} ;      % Capa de entrada
W2c = net.lw{2,1} ;     % 1ra Capa oculta
W3c = net.lw{3,2} ;     % 2da Capa oculta
B1c = net.b{1} ;       % Bias Capa de entrada
B2c = net.b{2} ;       % Bias 1ra Capa oculta
B3c = net.b{3} ;       % Bias 2da Capa oculta

%PRONOSTICO
EP = xlsread('Input3.xlsx');
G = EP';
Entrada_Prueba = mapminmax('apply', G, ps) ;
Simulacion_Prueba = sim(net, Entrada_Prueba);
[Pronostico_Prueba] = mapminmax('reverse', Simulacion_Prueba,ts);

```

La Universidad Tecnológica Israel presenta bajo el sello de la Editorial UISRAEL el libro titulado: “**Modelo neuronal para la predicción de la rugosidad superficial y optimización del proceso de corte por chorro de agua**”. Este texto comprende 4 capítulos relacionados con el área del conocimiento Ciencias de la Ingeniería.

La propuesta investigativa atiende una problemática actual que inciden en la sociedad. En su conjunto, este libro muestra la ejecución de un procedimiento metodológico acorde a los objetivos planteados en la investigación.



ISBN: 978-9942-8945-7-1



9 789942 894571