

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BAJA CALIFORNIA
INSTITUTO DE INGENIERÍA



**“METODOLOGÍA PARA LA PROGRAMACIÓN DE UN
INSTRUMENTO CARACTERIZADOR DE CORROSIÓN CON
APLICACIÓN EN CIENCIA DE LOS MATERIALES E INDUSTRIA”**

TESIS

**QUE PARA OBTENER EL GRADO DE:
MAESTRIA EN INGENIERÍA**

PRESENTA

ARLETT VALDEZ ANAYA

DIRECTOR

DR. ROGELIO ARTURO RAMOS IRIGOYEN

CO-DIRECTOR

DR. JOSE LUIS ARCOS VEGA

Mexicali, Baja California

Diciembre 2023

CONTENIDO

Agradecimientos	IX
Resumen	X

ÍNDICE

CAPÍTULO I

Introducción	1
1.1 Antecedentes	2
1.2 Planteamiento del problema	3
1.3 Preguntas de investigación	4
1.3.1. Pregunta general.....	4
1.3.2 Preguntas específicas.....	4
1.4 Objetivo general.....	4
1.5 Objetivos específicos	4
1.6 Importancia del estudio	5
1.7 Delimitación del estudio	5

CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO

2.1 Detección de la corrosión por métodos de visión computacional y sus efectos en la industria de Estados Unidos, Latinoamérica, Europa y Asia	6
2.2 Corrosión en la industria metal-mecánica y avances en su detección utilizando LabVIEW® en Mexicali, Baja California, México	10
2.3 Conceptos de visión computacional	11
2.3.1 Imagen digital.....	11
2.3.2 Propiedades de una imagen	14

2.3.3 Modelos de color.....	15
2.3.3.1 Modelo RGB	16
2.3.3.2 Modelo HSI o HSL.....	17
2.3.4 visión computacional	18
2.3.5 Elementos de un sistema de visión computacional.....	19
2.3.6 Niveles de visión	20
2.3.7 Histograma de grises como técnica de análisis de imagen	21
2.3.8 Espectro de color como técnica de análisis de imagen	23
2.4 Conceptos de corrosión	24
2.4.1 Definición de corrosión.....	24
2.4.2 Termodinámica de la reacción electroquímica	24
2.4.3 Polarización del electrodo	26
2.4.4 Pasividad en superficies metálicas	27
2.4.5 Tipos y características físicas de la corrosión	28
2.4.5.1 Corrosión uniforme.....	28
2.4.5.2 Corrosión por picaduras.....	28
2.4.5.3 Corrosión por resquicio	29
2.4.5.4 corrosión filiforme	29
2.4.6 Clasificación de recubrimientos anticorrosivos por composición	29
2.4.7 Cámara de niebla salina	33
2.5 Conceptos de Inspección de color en LabVIEW®	33
2.5.1 Definición de LabVIEW®	33
2.5.2 Espectro de color en LabView®	34
2.5.3 Concordancia de color	36

2.5.4 Lógica difusa.....	37
CAPÍTULO III	
METODOLOGÍA	
3.1 Metodología.....	41
3.2 Sujeto de estudio	41
3.3 Método	42
3.4. Materiales	42
3.5 Equipo	43
3.6 Procedimiento de programación del instrumento virtual.....	43
3.6.1Secuencia de programación en diagrama de bloques.....	43
3.6.2 Diseño de sistema de control difuso	50
3.6.2.1 Fuzificación	50
3.6.2.2 Evaluación de las reglas difusas, salida de reglas difusas y desfuzificación	52
3.7 Procedimiento para elaboración de muestras de aluminio y de acero al carbón.....	53
3.7.1 Construcción de cámara salina	53
3.7.2 Preparación de muestras de aluminio y acero al carbono	54
3.7.3 Ensayos de corrosión	55
3.7.3.1 Muestras de aluminio para corrosión uniforme.....	56
3.4.3.2.3 Muestras de aluminio para corrosión por picadura, y muestras de acero al carbono para corrosión filiforme, uniforme y por picadura	56
CAPÍTULO IV	
RESULTADOS	
4.1Hipotesis	60

4.2 Imágenes seleccionadas para prueba del instrumento virtual.....	60
4.3 Análisis de regresión lineal y ANOVA.....	61
4.4 Comparación de resultados	64
4.6 Instrumento virtual	65

CAPÍTULO V

5.1 Discusión	67
5.2 Conclusión.....	68
5.3 Trabajo futuro	69
Bibliografía	70

Índice de figuras

Figura 1. Señal analógica y señal digital.....	12
Figura 2. Calculo de numero de bites	13
Figura 3. Longitudes de onda de colores básicos	15
Figura 4. Representación de modelo RGB	16
Figura 5. Representación 3D de modelo RGB.....	16
Figura 6. Tono, luminosidad y saturación.....	17
Figura 7. Representación de modelo HSI.....	18
Figura 8. Distribución homogénea de niveles de gris en histograma.....	21
Figura 9. Desplazamiento del histograma de grises	21
Figura 10. Histograma bimodal.....	22
Figura 11. Celda de Daniell	24
Figura 12. Tipos de corrosión.....	28
Figura 13. Mecanismo de barrera laminar	33
Figura 14. Espacio de Color HDL dividido en contenedores y sectores.....	35
Figura 15. Relación entre matices en el espacio de color y el espectro de color en un arreglo ..	36
Figura 16. Espectro de color asociado a una imagen	37
Figura 17. Descripción de conjuntos a) crisp y b) fuzzy	38
Figura 18. Conjunto a) recortado y conjunto b) escalado	39
Figura 19. Diagrama de bloques de Fase 1 de programación	44
Figura 20. Diagrama de bloques de la fase 2 de programación	44
Figura 21. Diagrama de bloques de las fases 3 y 4 de programación.....	45
Figura 22. Diagrama de bloques de la fase 5 de programación	46
Figura 23. Diagrama de bloques de fase 6 de programación	47
Figura 24. Diagrama de bloques de fase 7 de programación, primera pestaña de case principal ...	48
.....	48

Figura 25. Diagrama de bloques de fase 7 de programación, segunda pestaña de case principal	49
Figura 26. Diagrama de bloques de fase 7 de programación, primera pestaña de case principal, case anidado	49
Figura 27. Conjuntos difusos para evaluar el color	50
Figura 28. Conjuntos difusos para evaluar la rugosidad.....	50
Figura 29. Conjuntos difusos de resultados.....	51
Figura 30. Reglas difusas generadas por el sistema de diseño difuso LabVIEW®	52
Figura 31. Controlador de lógica difusa	52
Figura 32. Cámara salina.....	53
Figura 33. Muestras sin recubrimiento de aluminio preparados por ASTM G1-03	54
Figura 34. Muestras procesadas por Accuride International© con recubrimiento tipo E y F	55
Figura 35. Muestras procesadas por Accuride International©	55
Figura 36. Prueba de corrosión uniforme en aluminio, recipiente cerrado	56
Figura 37. Prueba de corrosión uniforme en aluminio, recipiente con aeración	56
Figura 38. Navaja de un solo filo.....	57
Figura 39. Cupones E y F	57
Figura 40. Ensayo de corrosión en cámara salina.....	57
Figura 41. Muestras de corrosión	58
Figura 42. Prueba por inmersión de muestras de acero para corrosión uniforme	58
Figura 43. Imágenes adicionales de aluminio con corrosión por picadura	59
Figura 44. Imágenes adicionales de acero con corrosión uniforme.....	59
Figura 45. Imágenes seleccionadas para prueba.....	60
Figura 46 Resultados de coincidencia.....	64
Figura 47. Panel frontal de instrumento virtual, pestaña de análisis.....	65
Figura 48. Panel frontal de instrumento virtual, pestaña de diagnóstico de resultados.....	66

Índice de tablas

Tabla 1. Equivalencia de incrementos entre números binarios y número de tonos.....	13
Tabla 2. R^2 del resumen del modelo de regresión lineal de muestras de Aluminio y Acero al carbono.....	61
Tabla 3. Coeficientes de la ecuación de la recta.....	62
Tabla 4. Ecuaciones de recta de regresión lineal.....	62
Tabla 5. ANOVA para cada tipo de corrosión.....	63

Agradecimientos

El haber iniciado un posgrado en temáticas de mi interés como corrosión y análisis por imagen, lo considero un resultado de la oportunidad, de un momento que me permitió conocer a las personas que me ayudarían en mi avance profesional como ingeniera, y a quienes les estoy sumamente agradecida. Por su tiempo y enseñanzas agradezco a mi Director de tesis Rogelio Arturo Ramos Irigoyen, a mi codirector de tesis José Luis Arcos Vega, y a académicos y compañeros que me brindaron de su apoyo durante mi estancia dentro del Instituto de Ingeniería, así mismo expreso mi gratitud a la Universidad Autónoma de Baja California (UABC) y al programa de becas CONACYT por hacer posible el realizar esta maestría.

Gracias a mi familia por impulsarme siempre en mi desarrollo como estudiante, haciéndome notar la importancia de la educación para lograr mis objetivos, gracias por estar siempre allí y a todos aquellos que me animaron a avanzar y a crecer como persona.

RESUMEN

El presente proyecto es una alternativa para el análisis de corrosión en superficies metálicas de acero y aluminio por imagen, mediante un sistema de detección y toma de decisiones por una maquina inteligente que implementa visión computacional desarrollada en una plataforma de instrumentación virtual, que tiene como objetivo agilizar y dar objetividad al diagnóstico de un defecto en el área de producción, con lo cual se pretende que la decisión de descartar o no un defecto pueda ser realizada por personal no experto con el auxilio de un sistema de inteligencia artificial. La metodología empleada durante su desarrollo fue de tipo mixta, experimental, correlacional considerando como fuente de investigación la problemática que presenta la Industria metal mecánica ubicada en la ciudad de Mexicali, Baja California, México; cuyos resultados y aplicaciones no se limitan a la industria regional sino global. Para este estudio se elaboraron muestras de corrosión uniforme y por picadura para cada tipo de material, además de muestras de corrosión filiforme solo para acero, las imágenes de las muestras fueron digitalizaciones con el uso de un microscopio AVEN Cyclops Digital Microscope posteriormente, se realizó un análisis de las imágenes con un instrumento virtual implementado en la plataforma de programación para instrumentación virtual de LabVIEW® haciendo uso de inteligencia artificial de aprendizaje profundo “Deep Learning” aplicando lógica difusa para una toma de decisiones basada en reglas. Los conjuntos borrosos se definieron con base a las variables de rugosidad y espectro de color de las imágenes digitalizadas. La toma de decisiones se da con el razonamiento de conjuntos borrosos, modelando así la incertidumbre generada por la ambigüedad de los procesos de digitalización, así como la vaguedad. Lo anterior aplicado a problemas complejos de toma de dediciones eliminando con la ayuda de una computadora el error humano de interpretación. Adicionalmente y con la intención de tener un comparativo y análisis cuantitativo de los resultados se aplicaron, técnicas de regresión lineal y Anova. Los resultados del análisis estadístico por minitab® muestran una coincidencia significativa entre el espectro de color del vector patrón de la matriz de datos formada por imágenes capturadas y el espectro de color del vector o imagen patrón, que resultado del análisis por visión computación en LabVIEW.

CAPÍTULO I

INTRODUCCIÓN

La imagen digital representa un medio de información fácilmente analizable con lo que es posible realizar una evaluación rápida de un objeto, sin embargo, la valoración de sus características varían de acuerdo a la percepción del individuo, en especial dentro de casos que impliquen cambios sutiles de coloración como los ocasionados por el fenómeno de corrosión que pueden llegar a ser incorrectos de no ser atendidos por un experto.

Desde los años 50 las capacidades de percibir y analizar han intentado ser incorporadas a sistemas artificiales, lo cual ha provocado el desarrollo de la tecnología en diferentes dispositivos como ordenadores y cámaras digitales, en los que se observa un incremento constante en la capacidad de procesamiento que ha impulsado el campo de la visión computacional (**Rodríguez et al., 2012**); actualmente existen plataformas de programación virtual como LabVIEW® que ayudan en su análisis, utilizando una programación orientada a objetos por bloques que aplica desde funciones matemáticas simples hasta condiciones de lógica para separar las características representativas o que requieran ser manipuladas y analizadas para una evaluación posterior, por tal razón disponer de este tipo de herramientas representa una oportunidad para el desarrollo de un instrumento virtual con capacidad de aprendizaje análogo al razonamiento humano que permita tener imparcialidad y precisión en la toma de decisiones.

1.1 Antecedentes

Mexicali se localiza en la zona noroeste de México, en el bajo delta del río Colorado, a lo largo del año presenta un clima extremo, con temperaturas que van de los 54 °C a los -7 °C, y esporádicas lluvias en verano e invierno (**Corona et al., 2009**). Por tratarse de una zona fronteriza, el desarrollo industrial se ha visto altamente beneficiado, siendo una de las industrias más destacadas en número la metal mecánica representando alrededor de un 13% del sector industrial en la región, la cual ha visto comprometida su producción por el alto contenido de partículas de polvo y contaminantes como sulfuro de hidrógeno H₂S y dióxido de azufre SO₂ en el aire, por lo que en la mayoría de los casos se decide aplicar recubrimientos de tipo metálico, orgánico o inorgánico sobre las superficies metálicas (**Censo Industrial Maquilador de Baja California, 2020; López et al., 2016**).

Considerando áreas de producción en industrias de metalmeccánicas difícilmente se puede mantener un material protegido de los diversos contaminantes en el ambiente, debido a que estos son constantemente manipulados por el personal y sometidos a procesos de ensamble, formado, curado, entre otros, por ende este fenómeno es relevante e incide directamente en el flujo del procesamiento de los ensambles metálicos.

Mediante una revisión documental en bancos de información como google patents, Espacenet, scopus, WIPO y SIGA, se determinó una cantidad de 15 patentes relacionadas con los términos de visión computacional y corrosión, durante los años de 2011-2022, sin embargo no se encontraron menciones de la plataforma virtual LabVIEW en dichos proyectos, con lo que se concluye que aún es necesario involucrar más este tipo de plataformas con programación predefinida en avances de detección por imagen en dicho tema.

1.2 Planteamiento del problema

Los procesos industriales significan una importante fuente de ingresos para una región, en el cual se ven involucrados diversos recursos tanto humanos como materiales, siendo el aluminio y acero los materiales más comunes en procesos metal mecánicos. Dentro del área de trabajo todo empleado requiere de una inversión de tiempo, ya que independientemente de su preparación técnica o profesional necesita ser capacitado al momento de ser contratado, en la mayoría de las ocasiones estas capacitaciones son complementadas con cursos adicionales, por incorporación de una nueva característica en el producto o por la detección de una falla recurrente en el proceso. El fenómeno de corrosión, generalmente no es una característica definida en una inspección en las rutinas de trabajo, si acaso se mencionan características asociadas al término en especificaciones del producto o material inicial, por lo que difícilmente se instruye en su detección a los empleados, y es común que este se confunda con la oxidación superficial del material o con algún defecto relacionado con la aplicación de un recubrimiento. Una constante al momento de detectar un defecto en un producto es el tiempo, ya sea que el material se pueda re trabajar o no, se requiere de tiempo para evaluar el defecto, precisar las acciones para solucionarlo en caso de ser posible y finalmente definir las en una instrucción. Es en la etapa de evaluación en donde se presenta un punto crítico debido a que un re trabajo incorrecto en donde se desprece u omite un indicio de corrosión en el material puede llevar a repetir el ciclo de procesamiento del producto, a una devolución por parte del cliente o a una falla posterior en su funcionamiento

El llegar a una evaluación visual acertada requiere de experiencia y conocimiento del tema, por lo que se recurre a un experto o a un servicio de laboratorio para realizar el análisis; ambas opciones representan una inversión considerable de tiempo en términos de producción, ya que la evaluación es dependiente de la disponibilidad del experto y de la agenda de trabajo del laboratorio.

La inspección visual por personal cercano al área de producción parece la mejor opción, solo se necesita tener un ojo entrenado, lo cual es posible con la ayuda de una plataforma virtual que implemente herramientas de visión computacional como es el caso de LabVIEW.

1.3 Preguntas y objetivos de investigación

En el siguiente apartado se plantea las preguntas y objetivos de investigación.

1.3.1 Pregunta general

¿Cómo se define la característica analizada en superficies de materiales de aluminio y acero utilizados en áreas de producción dentro de la industria metal-mecánica en las condiciones ambientales propias de la región de Mexicali?

1.3.2 Preguntas específicas

¿Qué grado de corrosión es detectado por el instrumento virtual en una imagen de una superficie metálicas de aluminio y acero al carbono sin recubrimiento en el área de producción de la industria metal mecánica en Mexicali?

¿Qué grado de corrosión es detectado por el instrumento virtual en una imagen de una superficie metálicas de acero al carbono con recubrimiento (pintura) en el área de producción en la industria metal mecánica en Mexicali?

1.4 Objetivo general

Elaborar un sistema de detección de corrosión por imagen aplicable a materiales de aluminio y acero al carbono utilizados en la industria metal mecánica de Mexicali.

1.5 Objetivos específicos

Determinar la presencia de corrosión en superficies metálicas de aluminio o acero al carbono al procesar su imagen mediante la instrumentación virtual.

Analizar la presencia de corrosión en el recubrimiento (pintura) sobre una superficie metálica de acero al carbono al procesar su imagen mediante la instrumentación virtual.

1.6 Importancia del estudio

El presente estudio tiene el propósito de construir un instrumento virtual, el cual emita una decisión que defina si una superficie tiene o no corrosión y en qué grado, además de detectar defectos provocados por corrosión bajo un recubrimiento, lo cual representa una herramienta útil para personal de trabajo no experto en corrosión, y una alternativa de análisis en prácticas de laboratorio.

1.7 Delimitación del estudio

El desarrollo del instrumento se enfoca en la industria metal mecánica de la ciudad de Mexicali, especialmente en aquellas donde existe aplicación de recubrimientos para protección de superficies metálicas por medio de pintura o requieran del ensamble de piezas previamente procesadas, y en las cuales se utilice aluminio o acero, cuya metodología es adaptable a la detección de corrosión a otras regiones del mundo. Los resultados obtenidos por el instrumento virtual se limitan a parámetros de color y rugosidad definidos con base a experimentación dentro de conjuntos difusos generados dentro del sistema de diseño de fusificación en LabVIEW®.

CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO

En el siguiente capítulo se realiza la contextualización de la problemática de corrosión, avances para su detección por visión computacional, y las implicaciones que esta constituye para las industria a nivel internacional y regional, así como un apartado de conceptos donde se desglosa cada uno de los elementos necesarios para comprender las características, procesamiento y análisis de imágenes digitales por medio de técnicas de visión computacional, continuando con temas básicos de corrosión relacionados con su definición, morfología, y procedimientos de aplicación de los principales recubrimientos anticorrosivos, y una última sección para la definición y explicación de los elementos de programación dentro de la plataforma de LabVIEW que facilitan la caracterización por coincidencia de color.

2.1 Detección de la corrosión por métodos de visión computacional y sus efectos en la industria de Estados Unidos, Latinoamérica, Europa y Asia

Varios estudios han reportado que el costo por corrosión en un país se encuentra entre el 1 al 5 %, el cual internacionalmente equivale aproximadamente a 3 billones por año, sin incluir costos de pérdidas en producción, o paros de procesos para realizar reparaciones en el equipo; solo en 1993 se reportó un costo estimado de 60% por daños relacionados a este fenómeno en plataformas de producción de North Sea, además de que factores medio ambientales actuales han favorecido el incremento de estos números, debido a la presencia de compuestos de CO, CO₂, SO_x, y NO_x que resultan de la quema de combustibles fósiles, y que al estar en contacto con radiación solar llegan a generar H₂SO₄ en forma de una neblina amarilla que acidifica el aire y precipita en forma de lluvia acida, lo cual es perjudicial no solo para los metales sino también para la vida humana. Existen diversos métodos para mitigar la corrosión, los cuales se dividen en tecnológicos y por gestión; los primeros son utilizados para controlar el ataque corrosivo, tal es el caso de protecciones catódicas y anódicas, inhibidores, recubrimientos, selección de materiales y diseño, en donde no se considera el factor humano, los segundos fueron inicialmente introducidos por la industria del petróleo en Irán y consideran a los

recursos disponibles como la experiencia, energía y tiempo, concentrándose en el moldeo, la forma en la que la corrosión afecta el sistema, uso de la información y transparencia **(Javaherdashti, 2000)**. Hay que considerar que dentro del estudio de la corrosión el definir un modelo es altamente recomendable para evidenciar factores que afectan su desarrollo; su aplicación permite observar e identificar cambios en los recursos o variables dentro de un proceso o sistema, de forma que se obtiene la máxima información de las transformaciones por las que pasan las entradas que resultan en una o más respuestas de salida, lo que conduce a deducciones aceptables de un problema de manera rápida, económica y simple **(Luveras, 2018)**. Entre los factores predominantes para la selección de un modelo de análisis de corrosión se encuentra el climático o medio al que es expuesto el material, para lo cual la ISO 12944 correspondiente a recubrimientos y barnices clasifica los ambientes corrosivos en tres tipos; de inmersión, atmosféricos y por zonas de contacto al agua, dentro del tipo atmosférico se estiman diferentes tipos de localidades, donde las rurales presentan bajos índices de corrosión en comparación con las industriales y marinas, ya que las primeras tienden a tener altos contenidos de partículas sólidas en la atmosfera, como arena y sales de sulfato, mientras las segundas una alta concentración de iones de cloruro **(Sorensen et al., 2009)**. Estudios como el realizado en Polonia evidencian la presencia de esos componentes en la atmosfera, a través de la exposición de muestras de acero, cobre y zinc analizadas en una ciudad urbana y caracterizadas mediante microscopia electrónica de barrido y espectroscopia de rayos X de energía dispersiva, las cuales presentan cambios en su apariencia que prueban la presencia de productos corrosivos que resultan en cambios en la coloración y estructura de la superficie, estos productos se observan con forma redonda y con un diámetro de 25 μm ; en acero se detectó la presencia de oxígeno y azufre, lo que indica una cobertura compuesta por diversos oxidos como FeOOH , Fe_2O_3 o Fe_3O_4 , en cobre se tienen O, C, S, Al, Si y Cl, mientras que los compuestos que pueden formarse serian CuO , Cu_2O , y $\text{Cu}(\text{OH})_2$, el zinc fue cubierto por una capa grisasea, debido a la formación de $\text{Zn}(\text{OH})_2$ que posteriormente se convierte en $\text{CaCO}_3 \cdot 3\text{Zn}(\text{OH})_2$ como resultado de la presencia de CO_2 **(Kumierek et al., 2015)**, para combatir estas condiciones y sus efectos se recurre al uso de recubrimientos cuyas formulaciones son manipuladas para una mayor efectividad en sus sistemas anticorrosivos, es decir métodos

tecnológicos, sin embargo su degradación se ve acelerada por exposición a la humedad, temperatura y luz ultravioleta (**Sorensen et al., 2019**). Estimaciones cuantitativas del daño y predicciones de este fenómeno se realizan con el uso de indicadores cuantitativos o cualitativos, los cuales definen el método de protección más apropiado; los primeros requieren métodos laboriosos y condiciones de laboratorio; por otro lado los segundos incluyen examinación visual y monitoreo del cambio de la solución o medio. Dependiendo del medio, mecanismo del fenómeno e impactos adicionales son posibles varios procesos como corrosión por cavitación, por picadura o por estrés (**Enikeev et al., 2016**). Otro de los principales sectores que ha resultado altamente afectado es la industria del combustible y gas, las cuales requieren del reemplazo de las tuberías aun antes de su expiración, por lo que su inspección y monitoreo son actividades clave para asegurar la integridad de las estructuras y llevar un control del progreso del fenómeno; estas prácticas se han dividido en sistemas en línea de producción y monitoreo durante y fuera de línea producción, estas últimas conocidas como pruebas no destructivas, por lo que independiente al avance en la tecnología la inspección visual es un método que no requiere la asistencia de otras técnicas, así mismo representa una alternativa de prueba no destructiva que puede ser mejorado a través de la utilización de sistemas de inspección visual (**Idris, 2015**). También se tiene el caso de los puentes, cuya seguridad operacional depende de los cables estáticos, los cuales han sido puestos a prueba bajo deferentes niveles de ph, humedad y peso muerto para analizar la pérdida de peso, concentraciones de hidrogeno y carga que llegan a soportar, investigaciones recientes han estudiado los cables en condiciones de libre de estrés o en estrés estático en el material; en este último los cables estáticos pueden encontrarse bajo una gran amplitud de vibraciones que tienden a agravar grietas en la capa protectora, favoreciendo así el proceso de corrosión por fatiga, para el estudio de esta condición se ha recurrido al uso de imágenes, las cuales reflejan la morfología de las alteraciones y grado de corrosión en el material (**Shicong et al, 2017**). En el sector aeroespacial el aluminio y sus aleaciones han sido ampliamente utilizados, por lo que se han desarrollado diversos estudios relacionados con los daños por corrosión en estos, la mayoría enfocados en el mecanismo de formación de un ataque por picadura en ambientes salinos; técnicas no electroquímicas podrían ser las más apropiadas para combatir el desarrollo

de esta condición, ya que evitarían largos periodos de inducción, determinar la corriente eléctrica de cada picadura, suposiciones de áreas activas o complicaciones relacionadas con la evolución de hidrogeno dentro de la picadura, de aquí que el análisis por imagen resulta una opción para determinar la morfología y extensión de corrosión localizada **(Pereira, 2012)**. Otros estudios del aluminio fueron desarrollados en el área de Wann en la provincia de China, mediante datos anuales de la atmosfera y sus efectos en especímenes de aluminio 70755 ultra duro utilizados en aviación; se evalúan principalmente dos clases de corrosión en parámetros de profundidad de la picadura y velocidad de corrosión. Los parámetros son obtenidos por el método de binarización de imágenes **(Zhigang et al., 2020)**. Gran variedad de trabajos han reportado que la textura representada en una imagen es apropiada para la caracterización de corrosión en superficies metálicas, otra característica relacionada a este fenómeno son los cambios de color, por lo que en conjunto ambas ofrecen información relevante para el diseño de un sistema de detección de corrosión basado en métodos de red neuronal y selección, el cual es la mejor opción para el manejo de una amplia base de datos y definir niveles de generalización. Un algoritmo popular para el análisis de textura son las matrices de co-ocurrencia del nivel de gris, el cual mediante la segmentación de la imagen le es posible extraer similitudes entre los pixeles en áreas vecinas como nivel de grises y relación espacial, mientras que para los cambios de color se utiliza el modelo de color de tono, saturación e intensidad (HSI); la implementación de curvas de discriminación linear de Fisher y un reservorio de características de operación se consideran técnicas de análisis adecuadas para mantener un sistema de toma de decisiones para la detección de este fenómeno **(Medeiros et al., 2010)**. La capacidad de visión de un sensor puede llegar a realizar varios tipos de inspecciones por apariencia, de posición o para detectar un defecto, mediante el establecimiento de reglas dentro de un sistema, bajo las cuales es posible obtener resultados con un grado de exactitud constante, reducir los costos y tiempos de inspección, ya que hace posible una recolección y análisis de los datos en forma simultánea. Un sistema de visión para detección de corrosión puede ser dividido en tres etapas; la primera trata de la adquisición y mejora de las imágenes recabadas, para lo cual es necesario identificar los filtros y el método de red neuronal, en la segunda se seleccionan las herramientas para extraer los datos de interés en la imagen, y así

definir las operaciones de reconocimiento, por último en la tercera se realiza una clasificación de la característica extraída con base a las imágenes recolectadas y procesadas en etapas previas (**Idris et al., 2015**). La instrumentación virtual representa una herramienta que facilita la adaptación del sistema de visión a los criterios o indicadores a ser examinados, como se ve en la utilización de Labview® para el estudio de fallas por corrosión en cabezas de calderas, en donde a través de una recopilación en tiempo real de imágenes y un método de segmentación por umbralizado se separa áreas de corrosión predeterminadas como puntos claros del fondo de la imagen (**Zulkifili et al., 2014**).

2.2 Corrosión en la industria metal-mecánica y avances en su detección utilizando LabVIEW® en Mexicali, Baja California, México

Entre los metales más utilizados en la industria se encuentran el aluminio, cromo, cobre, hierro, magnesio, níquel, titanio y zinc; los aceros lisos representan la primera opción por su bajo costo y aplicaciones de alta resistencia en las operaciones, a medida que estos son expuestos a zonas áridas como Mexicali en el interior de las empresas se ha encontrado corrosión, siendo los sulfuros y sus derivados la principal causa, por lo que las industrias metalmecánicas han optado por la aplicación de recubrimientos metálicos, entre los más comunes por ASTM 2000 están los depositados por suministro de corriente eléctrica en la superficie del metal como el cobreado, que puede llevarse a cabo por baño alcalino con soluciones de cianuro, por baño con ácido de sulfatos y floururoboratos o por baño de fosfato puro con sustancias alcalinas; el cromado y niquelado, se depositan por medio del proceso de galvanoplastia, el cual comprende los pasos de limpieza, pretratamientos que faciliten la deposición del cromo en etapas posteriores, y colocación del recubrimiento (**López et al., 2016**). Procesos de fabricación y manufactura de los metales en la industria metal mecánica dan como resultado efluentes como agua de desecho, vapor de agua y gases industriales que forman y promueven las condiciones medio ambientales para la corrosión (**Valdez et al., 2009**). En la región se han desarrollado diferentes técnicas que permiten la detección de la corrosión a bajo costo, ya que equipos de análisis de superficies por espectroscopia de foto eléctrica de rayos x o espectroscopia de masas de iones secundarios representan una inversión de capital y tiempo considerable, por lo que se ha optado por el

desarrollo de instrumentos virtuales mediante sistemas de visión para la realización de estas pruebas; entre los trabajos relacionados se encuentra un instrumento virtual de inspección de video por microscopio digital elaborado con la plataforma LabVIEW® complementado con una evaluación por técnica de barrido de electrodos vibratorios para el escaneo y generación de un mapa coordinado de las picaduras encontradas en superficies metálicas, cuya programación se divide en las etapas de digitalización para la generación de la imagen preliminar, digitalización en tiempo real, verificación y guardado de la imagen, y análisis por objetos binarios **(Ramos et al., 2013)**. Como complemento a este trabajo se realizaron estudios para localización de picaduras dispuestos en coordenadas cartesianas para aluminio A96061 expuestas a cámara de niebla salina, con el objetivo de identificar y eliminar variables externas como el ruido que perturban una medición inicial, mediante la atenuación del mismo utilizando funciones dentro del programa LabVIEW® que permiten aplicar filtros y técnicas de Wavelet Denoise **(Ramos et al., 2017)**.

2.3 Conceptos de Visión computacional

A continuación se definirán cada uno de los conceptos de visión computacional requeridos para el desarrollo del instrumento virtual utilizado para el presente estudio.

2.3.1 Imagen digital

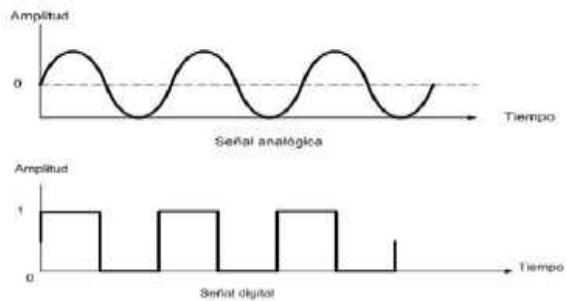
Se entiende por imagen a la representación óptica de uno objeto que es iluminado por una fuentes de luz **(Rodríguez et al., 2012)**.

En términos generales una imagen es una representación de la realidad que vemos en un momento específico, que contiene ciertas características que son de interés, y cuya observación permite realizar ejercicios de descripción, comparación y análisis, que pueden ser de gran ayuda en áreas de investigación, en aplicaciones industriales, en mercadotecnia y en cualquier otro sector donde se implemente el medio visual como herramienta de trabajo.

Su obtención puede ser mediante una señal análoga o digital; la primera es resultado de la codificación de la magnitud de un fenómeno electromagnético, como es el caso de voltaje,

corriente, carga eléctrica o potencia; este tipo de señal expresa cantidades continuas en amplitud y tiempo, este tipo de señal expresa cantidades continuas en amplitud con respecto al tiempo, pudiendo tomar todos los valores posibles en un intervalo, mientras que la segunda presenta una variación discreta con respecto al tiempo, con valores de datos codificados en dos posibles estados, verdadero o falso, ON/OFF (Ramos, 2022).

Figura 1. Señal analógica y señal digital



Nota. Adaptado de Electrónica Digital, https://tecnologiapastrana.weebly.com/uploads/3/4/5/0/3450795/teor%C3%ADa_4%C2%BA.pdf

La información en una señal puede ser manipulada o codificada para obtener ciertas características o datos a través de diversos dispositivos electrónicos como una cámara digital, lo cual da lugar a perturbaciones por otras señales que se encuentran en el mismo ancho de banda perjudicando la transmisión de datos, produciendo incongruencias de color y brillo también conocidas como ruido, otras condiciones que afectan una imagen son la funcionalidad del dispositivo, o el ambiente, por lo que se requiere el uso de diferentes técnicas de procesamiento hasta obtener el resultado deseado a través de ajustes en su codificación. Una imagen digital es representada de acuerdo al ordenamiento y número de bits expresado por medio de sistema binario, el cual se define solo por los dígitos de 0 y 1, siendo el 0 el estado inactivo y el 1 el estado activo, en donde cada uno equivale a un bit, y se incrementan en base de 2 (Sistema Binario, s.f.), como se ve en la tabla 1.

Tabla 1. Equivalencia de incrementos entre números binarios y número de tonos

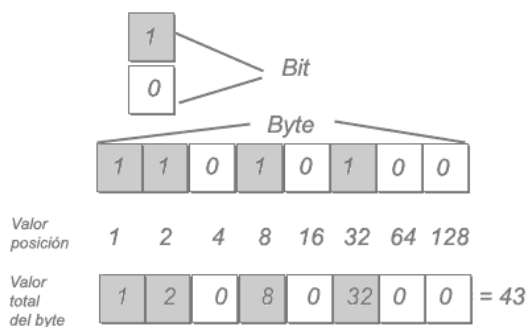
Sistema binario	# de tonos	Base 2	# casilla
0	0	0	1
1	1	2^0	1
10	2	2^1	2
100	4	2^2	3
1000	8	2^3	4
10000	16	2^4	5
100000	32	2^5	6
1000000	64	2^6	7
10000000	128	2^7	8
100000000	256	2^8	9

Fuente: Elaboración propia.

Dependiendo del tipo de dígito (0 o 1) y de la posición o casilla que este ocupe (referenciada en tabla 1), le es asignado un valor. Una forma de considerar esta asignación de valores es el tomar como activa toda casilla que contenga un 1, e inactiva aquella que contenga el valor de 0. Al final se suman cada uno de los valores de las casillas activas para generar el valor total del byte, referenciado en Figura 1 (**El sistema binario, s.f.**).

En el caso de tener 8 bits o 8 casillas como se muestra en la imagen se tendría un valor mínimo de 0 al tener 0 en todas las casillas, y un valor máximo de 255 al tener 1 en todas las casillas, que sería la suma $1 \times 128 + 1 \times 64 + 1 \times 32 + 1 \times 16 + 1 \times 8 + 1 \times 4 + 1 \times 2 + 1 \times 1$.

Figura 2. Cálculo de número de bits



Nota. Adaptado de fotonostora, [El sistema binario en la imagen digital \(fotonostora.com\)](http://fotonostora.com)

La unidad mínima de información en un punto de un color o tono determinado es conocido como pixel, el cual es un conjunto de bits (valores de 0 y 1) que conforman un mapa o matriz de bits, almacenado usualmente en formato de 8 bits, equivalente a 1 byte, con valores dentro del rango de 0-255, con lo cual se comprende que existen 256 tipos de tono posibles, donde 0 corresponde al tono más oscuro mientras que el 255 corresponde al más claro **(Rodríguez, 2018; valor del pixel, 2020)**.

2.3.2 Propiedades de una imagen

Entre las principales características que definen la apariencia de una imagen se encuentran la resolución, la profundidad, definición, el modo de color y número de planos.

La resolución en una imagen nos permite distinguir mejor los detalles, ya que representa la cantidad de píxeles por unidad de longitud que componen una fotografía digital y se expresa normalmente en píxeles por pulgada (PPP). Esta puede aplicarse como una resolución espacial o resolución en niveles de grises. La primera se aplica a través de la variación del muestreo en puntos precisos con un determinado ordenamiento de los datos dentro de la matriz de píxeles ($M \times N$), el segundo tipo se aplica al variar el nivel de cuantificación o número de niveles de grises en la imagen. Ambos tipos de resolución aplican una discriminación de cierta característica; la resolución espacial discrimina los detalles más pequeños en la imagen, mientras que la resolución en niveles de grises discrimina los tonos de grises con valores más próximos entre una zona y otra en la imagen. El resultado de la disminución en la resolución espacial sería una imagen que se va segmentado conforme se disminuye el nivel de muestreo, cada punto se va uniéndose a un área o punto adyacente hasta perderse la forma del objeto. En el caso de una disminución en el nivel de gris se observaría un proceso de suavizado de los bordes del objeto **(Rodríguez et al., 2012)**.

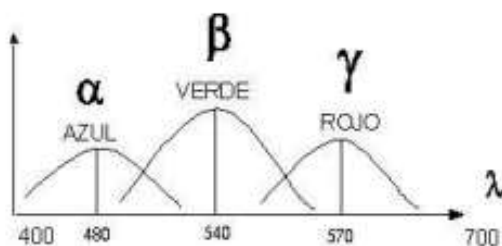
El término de resolución de niveles de grises también se puede interpretar como la profundidad en una imagen que representa la cuantificación de la cantidad de bits que se requieren para codificar el valor de un pixel, a mayor profundidad, mayor será la resolución, y aumentará la posibilidad de identificar un mayor número de tonos o definición en la imagen.

La representación de los diferentes tonos en una imagen o cantidad de colores por pixel se adecua con el uso de diferentes tipos de modelos de color, algunos de los utilizados en el procesamiento de imágenes digitales son el RGB, HSI y escala de grises. El número de matrices de pixeles (MxN) que componen estos modelos se le conoce como numero de planos; las imágenes en escala de grises se componen por un plano, e imágenes a color con modelo RGB por tres, al combinar los componentes rojo, azul y verde en la imagen. Un modelo HSI o HSL el cual se aproxima en mayor medida a la percepción humana se define por sus valores de tono, saturación y luminancia.

2.3.3 Modelos de color

La visión humana es capaz de captar toda luz que se encuentre dentro del rango de longitud de onda de 400 a 700nm, mediante un sistema tricomatico compuesto por sensores de los colores básicos rojo, verde y azul, que al combinar sus longitudes de onda generan una gama de colores, como se observa en la Figura 3., este sistema nos permite definir un tono de acuerdo al grado de saturación de color y cantidad de luz que se percibe, el cual se ha tomado de referencia para el desarrollo de los diferentes modelos de color (Pérez, 2009; Sucar et al., 2011).

Figura 3. Longitudes de onda de colores básicos



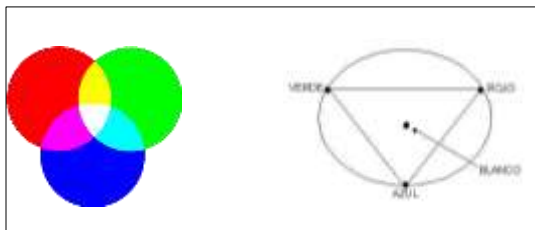
Nota. Adaptado de Respuesta en nm de los diferentes tipos de sensores al color (p. 8), por L. E. Sucar, 2011

2.3.3.1 Modelo RGB

Se basa en los tres sensores humanos del color, rojo (R), verde (G) y azul (B).

Este generalmente se simboliza con tres esferas combinadas en un punto central, o como un triángulo en donde los tres colores básicos se encuentran combinados dentro, y cuyo centro representa la combinación de la totalidad de los colores, dando como resultado un punto acromático o blanco.

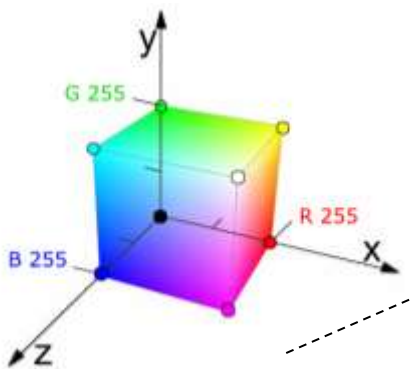
Figura 4. Representación de modelo RGB



Nota. Adaptado de Diagrama cromático, color (p. 11), por L. E. Sucar, 2011

Para la representación 3D del modelo RGB se posicionan los colores básicos en tres ejes, sobre los cuales se modela un cubo. La unión de los ejes se representa con el color negro le corresponde un valor de 0, en tanto que su homologo opuesto al origen en cada eje representa el color blanco y le corresponde un valor de 255, al espacio de unión entre ambos puntos se le denomina escala de grises (**Pérez, 2009; Sucar et al., 2011**).

Figura 5. Representación 3D de modelo RGB



Nota. Adaptado de Sopra le Righe, [La composizione dei colori: l'RGB | Sopra Le Righe](#)

2.3.3.2 Modelo HSI o HSL

El modelo HSI está constituido por tres características, tonalidad (H -Hue-), saturación (S - Saturation-), luminosidad (I -Intensity-).

La tonalidad se refiere a la mezcla progresiva de las diferentes longitudes de onda pertenecientes a cada color. El ojo humano define un tono o matiz a través de la longitud de onda dominante que es capaz de percibir en cierto punto de la mezcla.

La saturación representa la pureza de un color en relación con la luminosidad. Una alta saturación indica la presencia de un color dominante mezclado con luz blanca.

La luminosidad o intensidad es la presencia o ausencia de luz en el color.

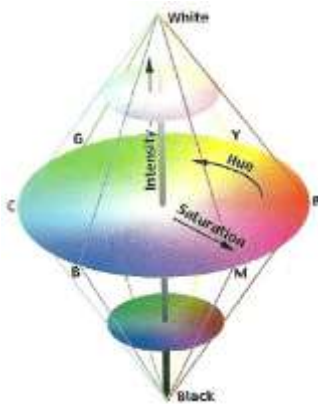
Figura 6. Tono, luminosidad y saturación



Nota. Adaptado de Pinterest, <https://www.pinterest.es/pin/76139049940087265/>

El modelo HSI tiene la forma de un cilindro o en corte de conos, donde la luminosidad corresponde al eje central que va desde el punto más bajo (negro) hasta el punto más alto (blanco), la saturación a cada uno de los radios que conforman al cilindro, los cuales parten de un punto gris en el eje hasta llegar al punto con más alta pureza del color, y el tono a la circunferencia sobre la cual se van mezclando los colores básicos (Pérez, 2009).

Figura 7. Representación de modelo HSI



Nota. Adaptado de ResearchGate, https://www.researchgate.net/figure/HSI-model-representation-The-letters-R-Y-G-C-B-M-refer-to-Red-Yellow-Green-fig2_239814963

2.3.4 Visión computacional

La visión computacional representa el uso de sistemas informáticos para la extracción de las características de una imagen útiles en su descripción e interpretación, es decir un análisis digital de la imagen (ADI) que lleve a responder la pregunta ¿de qué habla la imagen?, a diferencia del procesamiento digital de imágenes (PDI) en donde se tiene como principal producto una imagen modificada la cual posteriormente se puede utilizar o analizar, es por ello que algunos autores la consideran como una etapa primaria del proceso de visión por computador que tiene como objetivo mejorar la calidad de la imagen al remover defectos, modificar propiedades de color y contraste, agregar colores falsos, entre otras alteraciones. Actualmente existen diversos softwares que permiten tanto modificar como describir una imagen, tal es el caso de LabVIEW®, que tiene como áreas de aplicación la manufactura para controles de calidad, la medicina para interpretación de rayos x, o en biología, física, y química para la interpretación de imágenes, las cuales se llevan a cabo a través de instrumentos virtuales constituidos básicamente por controles e indicadores programados dentro del software. **(Rodríguez et al., 2012; Sucar et al., 2011).**

Los años 90 delimitaron el inicio de la aplicación del análisis geométrico del mundo tridimensional a partir de un banco de imágenes, lo cual impulso el nacimiento de redes

neuronales convolucionales con base a la metodología de las 3 R de Malik; reconstrucción, segmentación y reconocimiento. El acceso gratuito a grandes bases de datos y el progreso en tecnologías computacionales como el Purpose Graphic Processing Units o GP GPUs inicialmente pensado para videojuegos abrieron el paso a nuevas técnicas empleadas en redes neuronales como el “aprendizaje profundo”, las cuales buscan acercarse a las funciones de la visión humana atacando las limitantes que implica interpretar una imagen; entre ellas se encuentran la pérdida de información generada por su planicidad originada por las distintas proyecciones dependiendo del ángulo de captura o cambios de luz, oclusión ocasionada por áreas faltantes del objeto buscado por el traslape con otro, el hecho de que un objeto es deformable en distintos momentos en el tiempo, los cambios de escala debido a la distancia desde donde se captura el objeto y el contexto o fondo donde se encuentran inmerso, la visión computacional debe ser capaz seleccionar y reconocer todas las partes implicadas para dar una interpretación o respuesta de lo que se está observando, a través de la creación de modelos complejos capaces de albergar varias capas de información interconectadas en un orden de izquierda-derecha o entradas-salidas con lo que se entrena el programa dirigiéndolo a responder dentro de determinadas *categorias*; en las primeras capas de análisis se procesan porciones pequeñas de la imagen, las capas subsecuentes analizan el resultado de las previas hasta que se obtiene una comprensión cada vez más global de la imagen, dando como resultado una decisión final al definirla dentro de cierta categoría.

2.3.5 Elementos de un sistema de visión computacional

Es un proceso que se puede dividir en tres pasos básicos; la adquisición de la imagen, el procesamiento, y la representación de la imagen.

En el paso de adquisición se implementa un dispositivo de captura sensible a una determinada banda del espectro magnético, que emite una señal eléctrica equivalente a la energía detectada por reflejo de la luz en el objeto, como podrían ser una cámara digital, microscopio, u otros.

El segundo paso, procesamiento de la imagen, tiene como principal elemento al procesador del dispositivo se encarga de almacenar las imágenes capturadas y correr el instrumento virtual.

Finalmente los resultados de la imagen requieren de un monitor para ser visibles, integrado en el ordenador (Sucar et al., 2011).

2.3.6 Niveles de visión

Los niveles de visión sugieren un avance progresivo en la especialización de los resultados deseados, en donde el nivel bajo de procesamiento se enfoca en el manejo de las unidades básicas de información, y desde el cual se va escalando partiendo de la información obtenida en niveles anteriores, hasta llegar al nivel más alto de procesamiento para la interpretación de la información recabada. Esta metodología es planteada por primera vez en la tesis doctoral de Lawrence Roberts titulada “Percepción de máquina de sólidos tridimensionales”, en donde se divide el procesamiento visual en subtarear; iniciando con las tareas de bajo nivel dedicadas a la detección de bordes y reconstrucción de geometría en tres dimensiones, seguido del nivel medio que abordaba la segmentación y agrupamiento para extraer distintos objetos o regiones de interés, por último el alto nivel donde entra el concepto de reconocimiento aplicado a categorías de objetos basado en el conocimiento previo que tiene el usuario del mundo.

Durante el desarrollo del instrumento virtual, el primer nivel de visión comprendería el proceso de captura y digitalización de la imagen; dentro de este se trabaja directamente con los píxeles para extraer sus propiedades como profundidad o color, dentro de este las características de la imagen están principalmente afectadas por la capacidad del dispositivo de captura, debido a que la matriz en el sensor juega un papel importante en la resolución. También se ven aplicadas técnicas simples de procesamiento de la imagen para el realce de ciertos detalles, como la generación de contraste utilizando grados de iluminación.

El segundo nivel se refiere a la extracción, caracterización y etiquetado de los elementos de la imagen obtenidos en el nivel anterior, para agruparlos y obtener líneas o regiones útiles, para lo cual se realiza un proceso llamado segmentación, a través del que se obtienen unidades significativas de una imagen mediante la delimitación de bordes, las cuales posteriormente podrán ser utilizadas en la tercera etapa para su reconocimiento e interpretación. El proceso de delimitación de bordes o agrupamiento de orillas se basa en las propiedades de proximidad, continuidad y similitud de los elementos o píxeles en la imagen; entendiendo por proximidad

aquello que provoca que los elementos cercanos tiendan a ser percibidos como una unidad, a continuidad como lo que minimiza el cambio o discontinuidad en la imagen, y a similaridad como lo que hace que los elementos similares tiendan a ser parte de la unidad. Como consecuente las características más comunes para delimitar regiones son la intensidad de los píxeles, textura, color, gradiente y profundidad relativa. El objetivo principal de la segmentación es el encontrar regiones homogéneas.

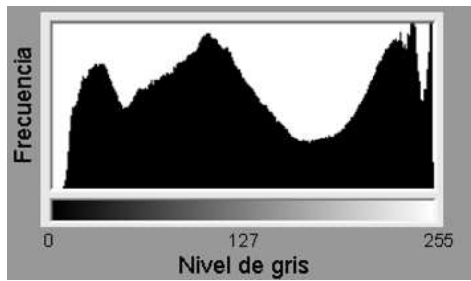
Posterior al proceso de segmentación la información resultante de los píxeles se presenta en datos que necesitan ser adaptados a la característica de interés o forma de representación. En caso de que el interés se encuentre en la forma externa nos referiríamos a una característica de contorno, por otro lado si se trata de una propiedad interna como la textura se entenderá como una característica de la región. Una vez definida la forma de representación, se especifican rasgos de descripción que sean de utilidad para diferenciar una unidad de elementos de otra en la imagen.

La tercera etapa implica un procesamiento más complejo, que simula un razonamiento humano aplicando consideraciones difusas sobre los elementos y regiones obtenidas para llegar a una interpretación **(Sucar et al., 2011; Rodríguez et al., 2012; capítulo 1 procesamiento digital de imágenes, s.f.)**.

2.3.7 Histograma de grises como técnica de análisis de imagen

El histograma es una representación gráfica de los distintos tonos de gris en una imagen, mediante el trazado de la repetición de cada nivel gris encontrado, en el cual cada uno es representado por un valor en el eje "x", mientras que la frecuencia se señala en el eje "y". Este gráfico permite interpretar de manera objetiva las características relacionadas con la exposición de luz de la imagen capturada para evaluar el contraste, que se interpreta como bueno cuando los niveles de grises se encuentran distribuidos a lo largo de todo el eje "x", como se muestra en la figura 11 **(Rodríguez et al., 2012)**.

Figura 8. Distribución homogénea de niveles de gris en histograma



Nota. Adaptado de monografías, <https://www.monografias.com/trabajos108/procesamiento-global-imagenes/procesamiento-global-imagenes>

En una imagen la frecuencia en el histograma representaría la cantidad de píxeles y el nivel de grises se entendería como la luminosidad o tonos, por lo tanto cada punto o pico en el histograma representa la cantidad de píxeles con un determinado brillo; una distribución hacia la derecha del eje x señala que los tonos que predominan son claros, mientras que una distribución a la izquierda indica que los tonos son oscuros (**Rodríguez et al., 2012; Moral, A., 2015**)

Figura 9. Desplazamiento del histograma de grises

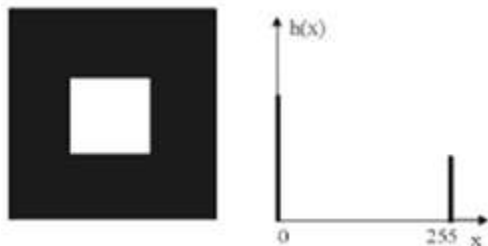


Nota. Adaptado de Tema 14. Exposición, sensor e histograma (I). Aprendo fotografía, <https://aprendofotografia.wordpress.com/2015/08/30/14a-exposicion-sensor-e-histograma/>

A pesar de que en una imagen se observe un buen contraste, la distribución en su histograma nunca llegara a ser totalmente homogénea, sino aproximada, esto se debe a que durante el proceso de digitalización de una imagen se produce ruido que se traduce como falta de nitidez por falta de luminancia (**Rodríguez et al., 2012**).

Dentro de un histograma el ancho de la base y altura de los picos se relaciona con la homogeneidad de tonos en la imagen; una imagen con bases estrechas y picos altos implica la repetición de un conjunto de pixeles con la misma luminosidad en ciertos tonos, por lo cual la distribución y cantidad de esos picos afectan el contraste; dos picos pronunciados en posiciones opuestas en el eje x , suponen una imagen donde el objeto es claro contra un fondo oscuro o viceversa, conocido como “bimodal” de una imagen, el cual difícilmente se podría reproducir en la práctica debido a que implica una total ausencia de ruido durante la captura, usualmente se observan picos con cierta anchura en sus bases debido a estas interferencias en el entorno o fallas en el dispositivo, es por ello que el único método para obtener una imagen completamente libre de ruido es creándola artificialmente(**Rodríguez et al., 2012**).

Figura 10. Histograma bimodal



Nota. Adaptado de SlidePlayer, <https://slideplayer.com.br/slide/8414214/>

2.3.8 Espectro de color como técnica de análisis de imagen

Un espectro de color en una imagen digital es la representación de la incidencia de un color, el cual resulta útil para expresar información global de una imagen, en especial de patrones periódicos como es el caso de las texturas (**Sucar et al., 2011**). Para un análisis más detallado del mismo se recurre a representarlo en forma de conjunto de datos o arreglo, los cuales contienen un determinado número de valores de acuerdo al grado de sensibilidad o sectores de

color al cual se encuentre ajustado el instrumento, con lo cual se puede predecir la presencia de cierta tonalidad en la imagen.

2.4 Conceptos de corrosión

En el siguiente apartado se darán a conocer conceptos básicos de corrosión requeridos para la evaluación de las muestras de estudio.

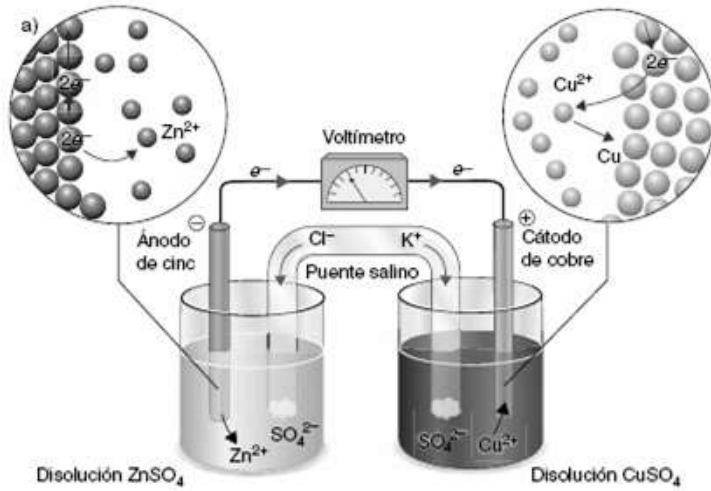
2.4.1 Definición de corrosión

Se entiende por corrosión metálica al deterioro de un metal por exposición a un medio circundante con ciertas características, que por efecto de una reacción química o electroquímica en la interfase metal-medio generan productos corrosivos que afectan propiedades físicas y mecánicas del metal **(Valdez et al., 2009)**. Este fenómeno es reconocido como una característica de deterioro en los metales “no nobles”, como lo son el acero, aluminio, entre otros, debido a su poca resistividad corrosiva **(Otero, 2001)**.

2.4.2 Termodinámica de la reacción electroquímica

Para explicar este concepto se partirá del término de corrosión acuosa, el cual tiene lugar cuando dos metales de diferente naturaleza se sumergen dentro de una solución electrolítica, el cual se puede ver representado con la pila de Daniell, constituida por un ánodo de Zinc y un cátodo de Cobre; el ánodo se disuelve liberando iones positivos Zn^{+2} que se incorporan a la disolución (proceso anódico), dejando un exceso de electrones sobre la superficie de zinc, los cuales fluyen a través del contacto eléctrico hacia el cátodo de cobre, donde actúan como reductores de hidrogeno o crean iones oxidrilo (proceso catódico). La polarización de las cargas de los electrodos de Zinc y Cobre genera que los iones en la solución de Cloruro de Potasio en el puente salino se distribuyan entre ambos polos, provocando el desplazamiento de los cloruros al ánodo y los iones de potasio hacia el cátodo.

Figura 11. Celda de Daniell



Nota. Adaptada de Cienciadelux, <https://cienciadelux.com/2015/08/03/celdas-electroquimicas-pilas/>

El flujo de electrones de un material a otro depende de la tendencia a la ionización de cada material, generalmente dichas tendencias se expresan en función del voltaje, denominado como fuerza electromotriz (FEM), valor que varía de acuerdo a la concentración de iones en la solución, así como de los productos de oxidación que se forman sobre la superficie del cátodo debido a la reacción de polarización. De esta manera la energía química es convertida en energía eléctrica, de forma que la fuerza electromotriz representa el potencial eléctrico o de reducción máximo de la celda para realizar un trabajo eléctrico; un signo negativo del potencial eléctrico indica que el trabajo es realizado por el medio circundante, lo cual implica la existencia de energía libre de ionización para realizar un trabajo. Por el contrario si la energía libre es negativa se propicia el trabajo necesario para la transferencia de electrones de un material a otro, y se dice que la reacción es espontánea.

La relación entre la variación de la energía libre y el trabajo eléctrico puede expresarse mediante la ley de Faraday:

$$\Delta G = -nFE$$

Donde ΔG corresponde a la energía libre en julios/mol, E el voltaje entre ambos electrodos, y F la constante de Faraday de $96,500 \text{ C mol}^{-1}$ (culombios de carga). Se le asigna un signo negativo de manera que cuando el cambio de energía es negativo en la ecuación resulte positivo.

Dicha ecuación expresa el cambio en la energía libre total en un sistema, debido a la tensión entre ambos electrodos en una celda reversible, es decir una celda donde es posible invertir la polaridad de los electrodos a través de la aplicación de una corriente en dirección opuesta, en donde el potencial total entre ambos es la suma de los dos potenciales en cada electrodo o semicelda. Bajo este concepto en una celda completa no es posible medir la magnitud de cada semicelda solo la diferencia entre los potenciales de ambas, para obtener solo la magnitud de una es necesario definir un electrodo de referencia, para lo cual lo más usual es utilizar un electrodo de hidrogeno que tiene un valor cero de ionización o potencial eléctrico (**Brophy et al., 1968**).

2.4.3 Polarización del electrodo

El proceso corrosivo generalmente ocurre por diferencias en distintas áreas en el material, ya sea porque esta se encuentre constituida por uno diferente, por diferenciación de oxígeno generados a razón de la morfología, por la presencia de agentes externos o contaminantes que acidifiquen la superficie, entre otras circunstancias que promuevan la transferencia iónica entre ellas y/o el medio circundante; al proceso corrosivo que ocurre entre esta diferenciación de áreas se le conoce como celda o pila galvánica, el cual puede presentarse de manera acuosa o atmosférica. Aquí ambas áreas representan un electrodo o puntos de transferencia, de manera que cuando un metal se encuentra en equilibrio con los iones adyacentes del medio, la velocidad de las reacciones anódica y catódica es la misma, sin embargo cuando este se lleva fuera del equilibrio por la aplicación de una corriente eléctrica externa sobre el electrodo, se altera la transferencia de iones en la interfase del electrodo y el medio circundante o electrodo-electrolito en caso de que se efectuara dentro de una solución acuosa, dando como resultado reacciones a diferentes velocidades, debido a que el potencial del área que funciona como ánodo se va haciendo cada vez más catódico (desplazamiento de potencial en dirección negativa), mientras que el del cátodo más anódico (desplazamiento en dirección positiva); con

ello se entiende que la diferencia de potencial en una pila galvánica siempre es mayor al poco tiempo después de aplicar una corriente eléctrica que la que se tiene después de un tiempo prolongado. A esta variación de potencial entre los electrodos por aplicación de corriente eléctrica se le conoce como polarización, y a la magnitud de dicho cambio de potencial como sobrevoltaje, sobretensión o sobrepotencial, siendo la polarización a su vez una medida de la resistencia o dificultad con la que el electrodo desarrolla las reacciones anódica o catódica con el medio circundante o electrolito (Valdez, 2009), donde la velocidad de dichas reacciones se puede ver limitada por concentración, por activación y por caída óhmica, y en donde cada una requiere de un cierto sobre potencial para contrarrestar cada tipo de resistencia; la primera se produce por agotamiento iónico en zonas cercanas a la superficie del electrodo o a un exceso de una especie indeseada, esta deficiencia o contaminación en el electrolito conlleva en una disminución del potencial en el electrodo generando que este adquiera una carga más positiva (Valdez et al., 2009; Gómez de León Hijes, 2004), la segunda ocurre por transferencia de electrones durante la disolución del electrodo, después de que la reacción haya alcanzado un punto de equilibrio, por lo que esta etapa es lenta, y suele ocurrir en electrolitos con abundantes reactivos o productos propios de la reacción electroquímica, así como en ácidos concentrados, para el estudio y manipulación de la velocidad de reacción se recurre al método de extrapolación de Tafel (Polarización, 2009), la tercera se refiere a la resistencia de flujo de los electrones a través del electrodo, que depende principalmente de la distancia entre ellos y de la conductividad iónica en el electrolito (Valdez et al., 2009).

2.4.4 Pasividad en superficies metálicas

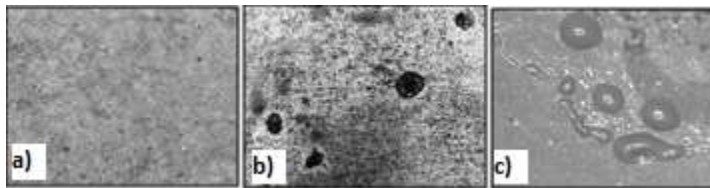
La pasividad en los metales corresponde a su capacidad de pasar de un estado activo a uno pasivo en determinadas condiciones, se podría entender como un estado termodinámico de estabilidad química que permite resistencia a la corrosión, el cual se ve potenciado cuando el metal entra en contacto con oxidantes fuertes, como sería el caso de ácido nítrico a concentraciones de 40-50%, lo cual conlleva a la formación de una capa delgada de productos de corrosión, que de acuerdo a la teoría de capa delgada, presenta poca o nula porosidad, una buena conductividad eléctrica y una baja conductividad iónica, otra teoría que describe sus

características es la de adsorción, la cual difiere en la característica de porosidad, ya que define que no es necesario la formación de una capa, sino que se debe presentar atención al llenado de los espacios activos en la superficie que actuarían como ánodos potenciales. Las consecuencias de podrían producirse en un metal pasivado son la disminución de la velocidad de corrosión o polarización anódica, este mecanismo de protección puede verse interrumpido en presencia de iones muy agresivos como cloruros, una corriente catódica externa o tensión mecánica (Valdez et al., 2009).

2.4.5 Tipos y características físicas de la corrosión

Existen diferentes tipos de clasificación del fenómeno de corrosión, para motivos del estudio la clasificación según la morfología del ataque proporciona información que es de utilidad para procesos de reconocimiento por imagen, el cual se enfoca en corrosión uniforme y por picadura, y sus efectos sobre recubrimientos de pintura.

Figura 12. Tipos de corrosion



Nota. a) Uniforme, b) Picadura, c) Filiforme. Fuente: Elaboración propia.

2.4.5.1 Corrosión uniforme

La corrosión uniforme, homogénea o generalizada, es la forma de corrosión que se extiende a lo largo de toda la superficie de análisis, con una penetración media aproximadamente igual en todos los puntos, la cual se presenta comúnmente en aceros al carbono (Otero, 2001).

2.4.5.2 Corrosión por picaduras

La corrosión por picadura es un ataque localizado en zonas de la superficie de análisis que no suelen superar los 1 o 2 mm² por picadura, el proceso de propagación de este tipo de corrosión se describe como túneles que se forman en el interior del metal, los cuales avanzan a través del

material rápidamente. Este tipo de ataque se ve favorecido por heterogeneidades en la superficie que pueden ser de tipo físicas o por una rotura local de la capa pasiva en la superficie del material **(Otero, 2001)**.

2.4.5.3 Corrosión por resquicio

Otra condición morfológica es la corrosión por resquicio o por solape, la cual se debe principalmente a que la región no se encuentra bien aireada, por tal característica se le considera una corrosión localizada, en donde los productos sólidos de corrosión acumulados generan un exceso de oxígeno que acelera el proceso de corrosión **(Otero, 2001)**.

2.4.5.4 corrosión filiforme

Es una variante de corrosión por resquicio debido a que se origina por mecanismo de aireación diferencial en medios que alcanzan una humedad relativa del aire de entre 55% a 90%. El material que presenta este tipo de corrosión habitualmente tiene un recubrimiento orgánico o pintura con defectos en su aplicación o con algún rasguño mecánico observable. La morfología del ataque se caracteriza por la aparición de filamentos con apariencia agusanada que crecen de forma perpendicular al rasguño, los cuales están constituidos por una cabeza de avance y una cola donde se acumulan los productos de corrosión. La cabeza del filamento filiforme continuara avanzando en tanto que el recubrimiento continúe desprendiéndose y haya oxígeno disponible, hasta concluir en un ampollamiento (burbujas) y pérdida de adherencia de la capa protectora **(Otero, 2001)**.

2.4.6 Clasificación de recubrimientos anticorrosivos por composición

Por su composición los recubrimientos se pueden clasificar como metálicos, inorgánicos y orgánicos. Los metálicos pueden funcionar mediante un efecto de sacrificio (anódico) o barrera (catódico); el acero, zinc y cadmio entran en la categoría de anódicos, mientras que el níquel, cobre y cromo en la de catódicos. Un recubrimiento más activo o anódico generalmente tiene un tiempo de vida menor que uno catódico y requiere de una capa de mayor espesor, además de presentar un mayor grado de defectos estéticos y mecánicos por acumulación de productos de corrosión, por otro lado un recubrimiento más noble o catódico requiere de mayores

cuidados, debido a que áreas de material base expuestas pueden llegar a acelerar el ataque corrosivo y producir picadura **(VIII. Protección contra la corrosión vía recubrimientos, s.f.)**. Los tipos de recubrimiento metálicos se aplican por proceso galvánico, los cuales comúnmente son a base de zinc, y se dividen en tres tipos; galvanizado por inmersión en caliente (GIC) por inmersión de un material férreo en zinc fundido, galvanizado electrolítico o electrozincado (EC) por deposición catódica en un baño electrolítico de sales de zinc, en donde todo el recubrimiento es de zinc puro, y galvanizado en frío por roseado de gotas fundidas de zinc hacia la superficie del metal que al unirse unas con otras forman una capa porosa **(González, 1984)**.

Dentro de la industria metal-mecánica una de las técnicas más utilizadas es la de electrozincado o electroplateado, ya que esta puede ser aplicada a gran variedad de metales, que se caracteriza por ser una capa poco porosa y delgada, preferible para cuestiones estéticas, que ofrece un recubrimiento más puro de zinc por no formar una aleación en la interfase metal recubrimiento como sucede con el galvanizado en caliente o en frío. Este procedimiento se basa en la electrodeposición por reacción catódica en la superficie del metal, donde el zinc se comporta como ánodo de sacrificio; recubrimientos con mecanismo de sacrificio son aplicados como primers, ya que solo son efectivos cuando tienen un contacto directo con el sustrato, por lo que es importante que este sea sometido a una preparación previa para lograr una buena adherencia del zinc **(VIII. Protección contra la corrosión vía recubrimientos, s.f.; Sorensen, 2009)**.

El proceso de electrozincado divide su procesamiento en las etapas de desengrase alcalino, decapado, lavado de decapado, zincado, lavado de zincado, pasivación cromática, lavado y secado. El primer paso comprende la eliminación de impurezas como grasas o aceites de la superficie metálica, donde son utilizados productos como sosa caustica, carbonato de sodio, fosfato trisodico o silicato de sodio, adicional a un mecanismo de agitación en el tanque como inyección de aire o burbujeo; posterior a esta primer limpieza suele haber etapas subsecuentes para mejorar la calidad de la misma, después se pasa al decapado o picadura de la superficie para facilitar la adherencia del zinc en etapas posteriores, para esto suele recurrirse al uso de ácido clorhídrico, a continuación se inicia la electrodeposición en solución de zinc alcalina, en

donde el ánodo de zinc reaccionan con la solución de sosa, generando un zincado soluble, al aplicar energía eléctrica sobre el ánodo se genera la deposición del zinc disuelto en el metal, se realiza un lavado, y se pasa a un tanque de pasivación cromática o cromatizado para incrementar la resistencia a la corrosión en la superficie del metal, esto es seguido por un último lavado y secado (**Landa et al., 2022**).

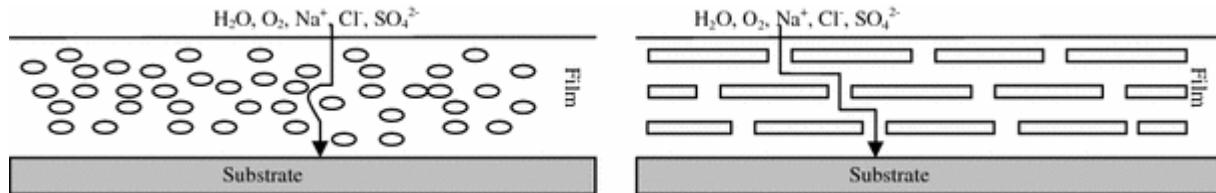
Los recubrimientos inorgánicos pueden ser esmaltes de porcelana, recubrimientos de vidrio, por conversión química, de óxido o aquellos generados por anodización. Los dos primeros representan capas frágiles y susceptibles a romperse por choque término, sin embargo tienen la ventaja de resistir ácidos fuertes y de no permitir la adherencia de varios compuestos, que resulta útil para equipos de proceso. Los recubrimientos por conversión son capas inorgánicas formadas por la corrosión de la superficie del metal (pasivación) que produce un mecanismo inhibitor, al igual que los recubrimientos con mecanismo de sacrificio estos solo son efectivos si tienen contacto directo con el sustrato, y pueden clasificar su efecto en catódico o anódico, donde los primeros son sales inorgánicas de magnesio que evitan la corrosión mediante la formación de depósitos insolubles al reaccionar con iones hidroxilo, y los segundos comprenden sales inorgánicas de fosfato, borato, cromatos y compuestos de silicato las cuales forman una capa protectora de óxido sobre el sustrato que después es absorbida por el mismo generando una polarización anódica. Para metales ferrosos son utilizados recubrimientos de fosfatos que comúnmente contienen zinc, hierro o magnesio, en caso de metales no ferrosos como el zinc, cadmio, magnesio, aluminio, cobalto, plata y berilio se utilizan recubrimientos de cromatos, formados por la corrosión del metal y la reacción parcial de reducción simultánea del Cr^{+6} a Cr^{+3} , los cromatos son más resistentes a la corrosión que los fosfatos, pero no son tan efectivos para retener aceites o ceras, por ser menos porosos generalmente son utilizados para sellar capas posteriores de fosfatos (**VIII. Protección contra la corrosión vía recubrimientos, s.f.; Sorensen et al., 2009**). Continuando con recubrimientos con mecanismo inhibitor se encuentran los recubrimientos de óxidos que suelen aplicarse mediante soluciones acuosas de álcalis, siendo el óxido negro (Fe_2O_3) uno de los más usados por su resistencia a la abrasión; otra técnica para la generación de óxido es la anodización, con

principal aplicación en el aluminio y titanio, en aluminio se crea una capa de alúmina Al_2O_3 mediante la aplicación de corriente eléctrica a dos electrodos de aluminio dentro de un medio ácido, comúnmente de ácido sulfúrico H_2SO_4 que da lugar a la liberación de oxígeno en forma de gas en el ánodo que al combinarse con el aluminio forma dicho compuesto sobre su superficie **(VIII. Protección contra la corrosión vía recubrimientos, s.f.; Beltran, 2014)**.

Los recubrimientos orgánicos son representados principalmente por las pinturas, cuyos principales constituyentes son los pigmentos, aglutinantes, diluyentes, aditivos y solventes. Los aditivos son productos auxiliares que mejoran ciertas características del recubrimiento como el espesor al promover propiedades que evitan el asentamiento de partículas. Los diluyentes son minerales procesados de depósitos naturales, tal es el caso de silicatos de magnesio o piedra caliza, agregados principalmente para reducir costos, ya que realmente no aportan alguna característica anticorrosiva. Los solventes son implementados para disolver y dispersar los constituyentes en la fórmula, además de ayudar a reducir la viscosidad en recubrimientos líquidos, lo cual resulta útil para aplicaciones por rociado, la insuficiencia de este componente puede causar la humectación parcial del sustrato que conduce a áreas no protegidas. Los aglutinantes o resinas tienen como funciones promover la adhesión al sustrato, mantener la cohesión, incrementar la resistencia mecánica y generar una baja permeabilidad. Por último los pigmentos son compuestos químicos en forma de polvo que se encuentran dispersos dentro del recubrimiento, los cuales se encargan de brindar los mecanismos de protección **(Sorensen, et al., 2009)**. La mayoría de las pinturas funcionan con un mecanismo de barrera, debido a que aíslan completamente al metal del medio corrosivo; este tipo de capas contienen pigmentaciones inertes (TiO_2 , Pb_3O_4 , Fe_2O_3 o compuestos como ZnCrO_4) que generalmente son aplicadas por inmersión dando como resultado una alta densidad y cohesión en la misma, y en donde su capacidad de protección depende del grosor y la aplicación de capas sucesivas.; estas características generan una impermeabilidad iónica, ya que se afecta el flujo de corriente entre el medio y el sustrato, es recomendable el uso de pigmentos laminares con orientación paralela con la superficie del sustrato con el propósito de evitar el fácil acceso de partículas agresivas **(Sorensen et al., 2009)**. Además de la técnica de inmersión esta puede ser aplicada por brocha, rodillo o aspersión, siendo la aspersión electrostática la más común en la industria, la cual

puede utilizar resinas epoxicas o vinílicas en polvo cargadas a cierto voltaje que salen disparadas de una pistola que se adhieren a una superficie metálica cargada electrostáticamente, para finalmente ser fundidas sobre la misma por horneado (**VIII. Protección contra la corrosión vía recubrimientos, s.f.**).

Figura 13. Mecanismo de barrera laminar



Nota. Adaptado de *anticorrosive coatings: review* (p 159), por P.A. Sorensen et al., 2009, *Journal of Coatings Technology and Research*, [Anticorrosive coatings: a review | SpringerLink](#).

2.4.7 Cámara de niebla salina

Equipo utilizado para realizar ensayos de corrosión acelerados en una atmosfera creada artificialmente para la evaluación de mecanismos de deterioro en materiales, cuyo procedimiento consiste en someter muestras a niebla salina, en condiciones constantes y enfocadas a la medición de determinadas características o patrones sobre el material de interés definidas por el estándar ASTM B117 para obtener resultados en un tiempo menor al necesario en condiciones naturales (**Valdez et al., 2009**), a través del cual se le da representatividad a los métodos empleados para probar acabados con pintura y otros tipos de recubrimientos protectores aplicable a componentes militares, eléctricos o productos terminados, con la finalidad de prevenir fallas como el inicio de fracturas, fugas, disminución de resistencia mecánica o desviaciones de funcionamiento en equipos (**Córdoba et al., 2007**).

2.5 Conceptos de Inspección de color en LabVIEW®

En el próximo apartado se definen los conceptos utilizados para el análisis del color dentro de la plataforma virtual de LabVIEW®, entre otras herramientas o funciones aplicadas para el reconocimiento de dicha característica.

2.5.1 Definición de LabVIEW®

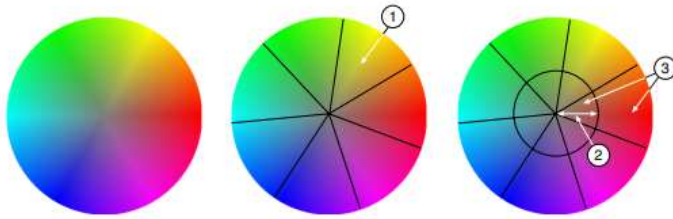
Es una herramienta de programación que permite crear un instrumento virtual o VI haciendo uso de un código gráfico en lugar de una definición escrita de los comandos, que utiliza objetos denominados como nodos colocados dentro de una ventana de ejecución; durante la creación de un VI se pueden visualizar dos ventanas, una correspondiente al panel frontal donde se muestran la entrada de datos mediante controles y la salida de estos en forma de indicadores, como gráficos, textos o colores y, otra definida como diagrama de bloques, donde se puede ver cada uno de los nodos o iconos de programación y la conexión de sus terminales de entrada y salida con otros componentes (indicadores, controles, funciones, etc).

En esta plataforma el nodo es la estructura básica de programación y puede llegar a representar un control, un indicador, una función, un subVI o una estructura, a cada uno de estos se le asignan datos, los cuales van avanzando a través de sus terminales, por lo que el flujo de la información se realiza de forma estructurada, ya que cada resultado o salida se produce por una consecución, y de forma modular por ser un sistema de ejecución jerárquico donde es posible llamar a un VI previamente creado en forma de objeto dentro de un segundo VI, este tipo de programación ayuda a administrar los cambios y a identificar y eliminar los errores de manera rápida. A diferencia de otros tipos de programación no se requiere una asignación de memoria o valor para las variables, esto sucede de manera automática durante la creación del diagrama de bloques.

2.5.2 Espectro de color en LabView®

El espectro de color de una imagen representa la distribución del color en un espacio o modelo HSL, en donde cada tono entra dentro de un determinado sector (1), saturación (2) y contenedor (3), como se muestra en la Figura 14 cada sector es dividido por un radio, mientras que la saturación incrementa partiendo del centro del círculo o espacio, con lo que se establece un umbral de saturación o círculo interno que separa cada sector en contenedores (**NI Manual de conceptos de visión, 2005**).

Figura 14. Espacio de Color HDL dividido en contenedores y sectores

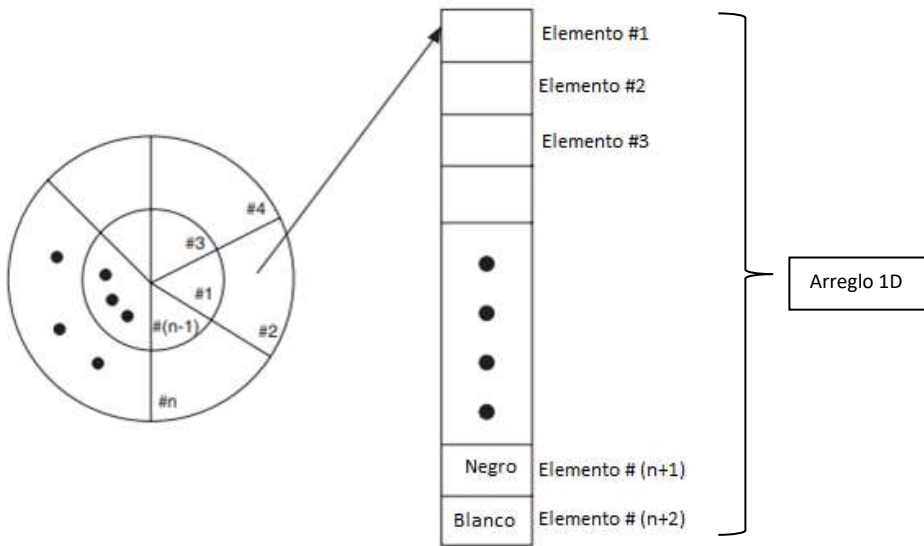


Nota. Aadaptado de Figura 15-5 The HSL Space Divided into Bins and Sectors, Manual de conceptos de Vision, 2005, National Instruments.

Para determinar el número de colores que serán representados por el espectro se define un grado en el parámetro de sensibilidad que puede ser bajo, medio o alto, esto permite dividir el espacio de color en una mayor cantidad de sectores, y plasmar un mayor número de tonos. La correspondencia de cada elemento en el espectro y su locación en los contenedores se puede ver expresada mediante un arreglo, que muestra el valor y la cantidad total de tonos (**NI Manual de conceptos de visión, 2005**); el primer elemento corresponde al grado de saturación más alto en el primer sector, el segundo al grado de saturación más bajo en ese sector, el tercero al grado de saturación más alto en el segundo sector, y así se van intercalando hasta completar la cantidad total de tonos representados, como se muestra en la imagen, siendo el negro y blanco los dos últimos elementos, dando como resultado la siguiente formula:

$$n \text{ contenedores} = n + 2 \text{ elementos}$$

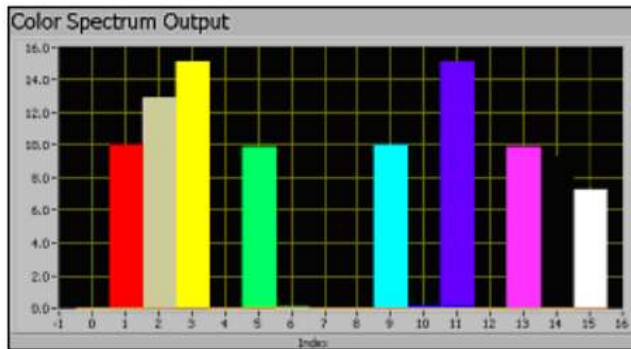
Figura 15. Relación entre matices en el espacio de color y el espectro de color en un arreglo



Nota. Adaptado de Figura 15-6 Hue Color Space and Color Spectrum Array Relationship, Manual de conceptos de Visión, 2005, National Instruments.

Al elegir un grado de sensibilidad bajo dará como resultado una división del espacio de color en 7 sectores, resultando en un total de $2 \times 7 + 2 = 16$ contenedores, donde se multiplica por 2 debido al umbral de saturación y se suma 2 por los elementos blanco y negro, un grado medio en 14 sectores con 30 contenedores, y un grado alto en 28 sectores con 58 contenedores; el número de contenedores resultante corresponde a el número de elementos en el espectro de color, cuyo valor indica el porcentaje de pixeles en la imagen asociado a un determinado tono, con lo cual se identifica el color más dominante en la imagen, que es el elemento con el valor más alto en la distribución de color **(NI Manual de conceptos de visión, 2005)**.

Figura 16. Espectro de color asociado a una imagen



Nota. El grafico representa el espectro de color de una imagen con un grado de sensibilidad bajo, donde se observa un total de 9 colores distribuidos en 16 contenedores. Adaptado de la Figura 15-7 Color Spectrum Associated with an image, Manual de conceptos de visión, 2005, National Instruments.

2.5.3 Concordancia de color

Es una técnica empleada para la cuantificación y detección de color en una región o en una imagen en labVIEW®, cuya información sirve de referencia para verificar si otra tiene los mismos colores en el mismo radio mediante el VI de aprendizaje de color mostrado en la Figura 31, el cual desglosa las características del espectro de color en forma de un arreglo 1D donde se muestra el cálculo de la puntuación o valor para cada región de una imagen 3D para así detectar coincidencias de color entre ellas (**NI Manual de conceptos de visión, 2005**).

2.5.4 Lógica difusa

Es una lógica multivalente que puede tomar valores de veracidad entre la verdad absoluta y la falsedad absoluta dentro de un conjunto, la cual atiende criterios de significado y no de precisión para representar matemáticamente la incertidumbre y vaguedad del concepto asociado al objeto que se estudia (**Conceptos fundamentales de lógica difusa, s.f.; Morcillo, 2011**). A diferencia de la lógica clásica que se fundamenta en la pertenencia o no pertenencia de un objeto a un conjunto, esta se basa en las similitudes entre ellos, las cuales en el pensamiento humano se presentan con propiedades imprecisas, debido a que a los eventos o

datos se les asocia un grado de pertenencia parcial sin considerar fronteras claras de pertenencia que van de entre 0 (falsedad absoluta) y 1 (verdad absoluta) como un punto de transición entre ambos límites, de tal manera que la lógica clásica representa solo un caso límite de la lógica difusa; para el desarrollo de este análisis Lofti Zadeh introdujo los términos de conjunto difuso, variables lingüísticas y reglas difusas de si-después. Un conjunto difuso es empleado para el estudio de la pertenencia de un objeto cuando los límites de clases de los objetos no están definidos claramente o son difusos, lo cual hace posible que existan más de dos grados de pertenencia, ya que este presenta un cambio gradual debido a una mayor dispersión de los valores entre las clases, como se muestra en la sección b) de la Figura 28, diferente a un conjunto convencional donde los límites de clase encasillan los valores como se ve en la sección a) de la misma figura, y por lo tanto podrían invalidar argumentos resultado de una deducción de un experto (**Morcillo, 2011**).

Figura 17. Descripción de conjuntos a) crisp y b) fuzzy

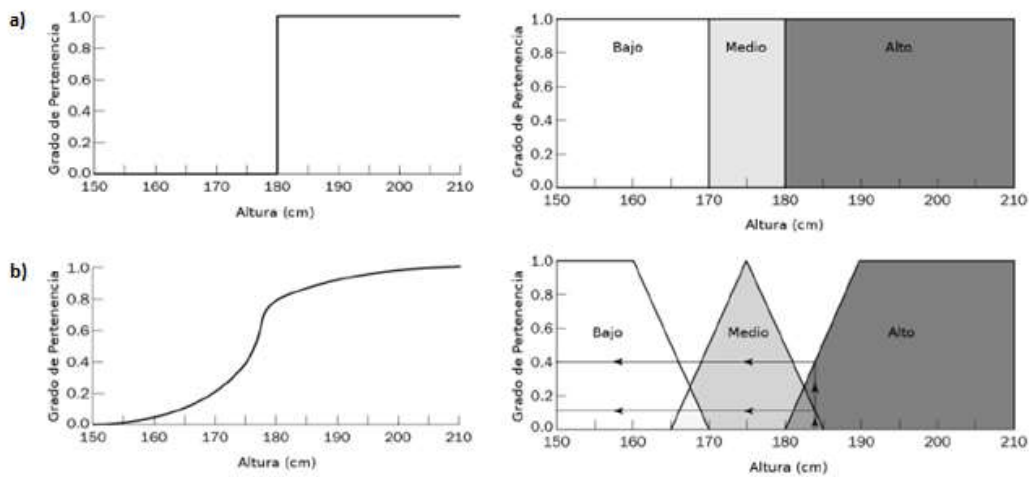


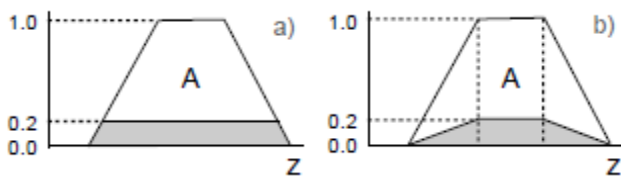
Figura 2.1: Descripción de conjuntos crisp (arriba) y fuzzy (abajo) de "persona alta".

Nota. Adaptado de la Figura 2.1 Descripción de conjuntos crisp (arriba) y fuzzy (abajo) de "persona alta", Lógica Difusa, una introducción práctica, por Carlos Gonzalez Morcillo, 2011, Técnicas de softcomputing.

El término de variable lingüística es utilizado para representar un razonamiento aproximado de valores, elementos complejos o con una definición incompleta que no se puede describir en términos numéricos, la cual se puede expresar por medio de un carácter o palabra, como X, frío o caliente, entre otros, estas a su vez pueden ir acompañadas por símbolos terminales de tipo primario (“bajo”, “alto”...), modificadores (“Muy”, “cerca de”...) y conectores lógicos (NOT, AND, OR). Estas condiciones se ven aplicadas en reglas difusas, expresada simbólicamente como IF<proposición difusa>THEN<proposición difusa>, donde una proposición difusa corresponde a una expresión en lenguaje natural transformada a términos de variables lingüísticas; Regla difusa: IF X es A THEN Y es B. La primera proposición de la regla, después del IF corresponde al antecedente y la segunda, después de THEN al consecuente, por lo tanto si el antecedente es difuso, la regla se ejecutara parcialmente y el consecuente o valor de salida será cierto en cierto grado indicando el grado de pertenencia (**Morcillo, 2011**).

El proceso de aplicación de los diferentes términos describe un ejercicio de inferencia difusa, que de acuerdo al método Mamdani se divide en las etapas de fuzificación, evaluación de las reglas, salidas de las reglas y desfuzificación; la primera se lleva a cabo al establecer funciones de membresía, la segunda consiste en la aplicación del antecedente al consecuente por medio de un recorte en el cual se corta el elemento consecuente de acuerdo al valor del grado de verdad del antecedente, o se usa un escalado que ofrece un valor más preciso, preservando la forma original del conjunto difuso, como se muestra en la Figura 17 (**Morcillo, 2011**).

Figura 18. Conjunto a) recortado y conjunto b) escalado



Nota. Adaptado de figura 3.2 conjunto recortado (a) y conjunto escalado (b), Lógica Difusa, una introducción práctica, por Carlos Gonzalez Morcillo, 2011, Técnicas de softcomputing.

La tercer etapa combina las funciones de membresía de todos los consecuentes previamente sometidos a procesos de corte o escalado hasta obtener un último conjunto difuso por cada

variable de salida, la cuarta etapa es la conversión final de las etiquetas lingüísticas a términos numéricos o valores tipo crisp (**Morcillo, 2011**).

Términos de lógica difusa integrados en forma de funciones dentro de la programación de LabVIEW® hacen posible la codificación parámetros de análisis sobre una imagen, siguiendo el proceso de inferencia por etapas del método Mamdani.

CAPÍTULO III

METODOLOGÍA

Dentro del siguiente capítulo se menciona la metodología y sujeto de estudio con los que se desarrolló el instrumento virtual para la detección de corrosión; se definen los materiales y equipo para la realización del proyecto, las estructuras y estados de programación para el análisis de las imágenes, y se expone las técnicas necesarias para la generación de muestras de aluminio y acero, así como los criterios de evaluación por corrosión aplicados sobre las mismas.

3.1 Metodología

La presente es una investigación mixta, experimental, correlacional enfocada en la Industria metal mecánica ubicada en la ciudad de Mexicali, Baja California, conformada por 33 empresas maquiladoras, de las cuales 6 realizan aplicación de recubrimientos. El principal propósito en esta investigación es ofrecer una herramienta de evaluación de daños por corrosión para agilizar operaciones de producción y evitar el almacenamiento de piezas que ya no es posible reprocesar debido a este defecto.

3.2 Sujeto de estudio

Se tiene como primer sujeto de estudio a la empresa de Accuride International ubicada en Mexicali Baja California, dedicada a la fabricación de diapositivas de cajones de grado comercial, sistemas de guías lineales y soluciones de bloqueo electrónico para gabinetes con aplicaciones comerciales, residenciales e industriales, localizada en el parque industrial Nelson No. 1, conformada por 1000 empleados, con una estructura jerárquica constituida por un director ejecutivo y departamentos de recursos humanos, ventas, ingeniería, diseño y calidad, la cual ha prestado sus servicios para la generación de muestras. Como segundo sujeto de estudio se tiene al establecimiento de Vidrio y Aluminio de Mexicali, ubicado en Av. Electricistas #1420, Libertad, 21030, dedicada a la fabricación de cristales y espejos.

3.3 Método

El análisis de método es mixto, experimental, correlacional (**Hernández et. al., 2014**) en materiales de aluminio y acero utilizados en la industria metal mecánica de la ciudad de Mexicali, donde las variables color y rugosidad fueron analizadas en imágenes con corrosión. Como método mixto que se fundamenta en características cualitativas de las imágenes adquiridas por el microscopio AVEN Cyclops Digital Microscope, el cual proporciona condiciones de luz y enfoque útiles para obtener una captura de alta calidad de la rugosidad y color de las muestras de estudio, las cuales a su vez se traducen en características cuantitativas de desviación estándar y arreglos o vectores del espectro de color; como método experimental la presencia de corrosión se define de acuerdo a límites determinados por el experto cercanos a una correlación con significancia de 0.05 respecto al color y a pruebas de ajuste con imágenes prueba contra imágenes patrón para la rugosidad mediante el diseño de conjuntos difusos y con una interpretación cualitativa (**Morcillo, 2011**); como método correlacional se realiza un análisis estadísticos de correlación de Pearson (**Zavala, 2011**), regresión lineal múltiple (**de la Garza et al., 2013**) y ANOVA (**de la Garza et al., 2013**) para la validación de los resultados obtenidos por el instrumento virtual; para el desarrollo experimental se utilizó el software de Paquete Estadístico para las Ciencias Sociales (SPSS) creado en 1968 por el Dr. Norman H. Nie y el instrumento virtual LabVIEW® con representación del área de automatización e instrumentación virtual del Instituto de Ingeniería (II) de la Universidad Autónoma de Baja California (UABC).

3.4. Materiales

Para la realización del experimento se consideraron como material de muestra 17 Cupones de acero de 1"x3" y 16 Cupones de aluminio de .5"x1"; para la construcción de una cámara salina se utilizó una Almohadilla térmica de silicón, tres Contenedores de plástico, un Ventilador, un Nebulizador, un Temporizador, un Regulador de temperatura incorporado a la almohadilla, un Termómetro; como reactivos se dispusieron de 16L de agua al 5% de cloruro de sodio (agua de mar), y 1L de agua al 3.5% de cloruro de sodio; para pruebas únicamente de corrosión uniforme en aluminio se utilizaron cuatro vasos clínicos de 100 ml y 1 frasco de vidrio de 1L.

3.5 Equipo

La elaboración y procesamiento de las muestras de estudio requirió del uso de una cámara salina con elaboración experimental, Microscopio digital AVEN Cyclops Digital Microscope, y un computador portátil habilitado con la plataforma virtual de LabVIEW®.

3.6 Procedimiento de programación del instrumento virtual

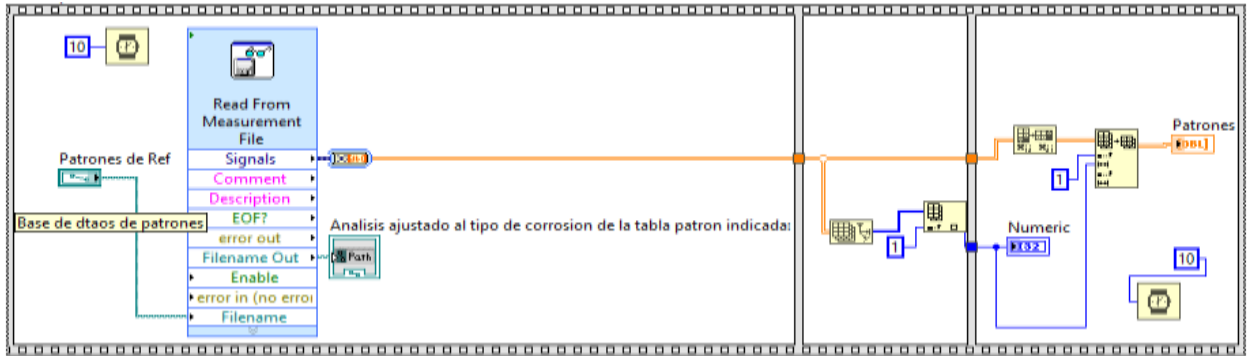
La programación se realiza dentro de varias estructuras de secuencias plana, cuya consecución representa las 7 fases de programación del instrumento virtual; lectura de datos de tabla patrón, interface del dialogo con el usuario para la selección de la imagen de análisis con sus respectivos mensajes al usuario, generación del ROI (región de interés), guardado del ROI, generación del histograma de grises para análisis del contraste en la imagen y determinación de la desviación estándar, obtención del espectro de color para la generación del arreglo o vector del espectro de color considerado en los análisis estadísticos, y finalmente la fase de lógica difusa y resultado que define la presencia de corrosión mediante las variables lingüísticas baja, media o alta de acuerdo a los conjuntos borrosos establecidos para el color y la rugosidad, y concluye en una decisión final definida por las variables lingüísticas del conjunto borroso de resultados de corrosión (NCorr), corrosión potencial (PCorr) y existe corrosión (Corr).

3.6.1 Secuencia de programación en diagrama de bloques

Fase 1: Lectura de datos de tabla patrón, Figura 18. Esta fase de programación se desarrolla para la selección y adaptación del archivo que servirá como patrón para la identificación de un determinado tipo corrosión; para la lectura del archivo se utiliza el SubVI *asistente Lector de archivo de medición*, que lo toma mediante una *ruta de archivo*, para después convertir los datos contenidos a números de punto flotante ordenados en un arreglo 2D. La información resultante pasa a un segundo estado dentro de la secuencia plana, conformado por las funciones de *Tamaño de arreglo* y *arreglo indexado*, con lo que se define el tamaño y le asigna un número o indicador a los renglones y columnas que conforman el arreglo. En el tercer estado se adaptan las dimensiones del arreglo por medio de la función *reacomodo de arreglo*, intercambiando la posición de los renglones por las columnas, la cual es la forma en que el

archivo originalmente fue introducido, posteriormente este es procesado por la función de *subconjunto de arreglo*, que arroja la forma del arreglo en panel frontal mediante un indicador.

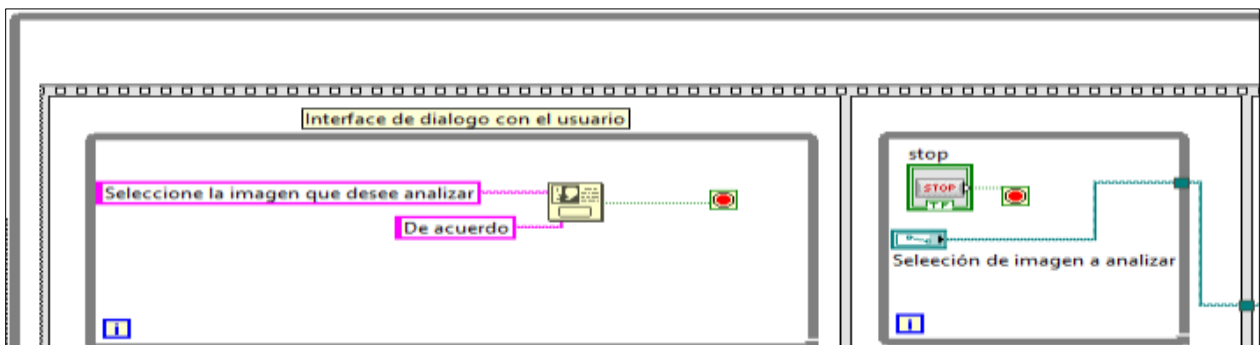
Figura 19. Diagrama de bloques de Fase 1 de programación.



Nota. Adaptado de Block diagram, LabVIEW®, 2018, National Instruments.

Fase 2: Interface de dialogo con el usuario, Figura 19. Esta y las fases posteriores se encuentran contenidas dentro de un while loop, que las contiene dentro de una secuencia de estructuras planas, y está comprendida básicamente por una caja dialogo para la selección de la imagen de análisis con sus respectivos mensajes al usuario y conectado a una condición de “pare en caso de ser verdadero” que da secuencia a la acción después de seleccionar “De acuerdo”. En el estado siguiente se agrega una ruta de archivo para la selección del archivo de la imagen a analizar conectado a un botón de paro, ambos estados presentan una ejecución contenida en un while loop, lo cual posibilita retomar la acción.

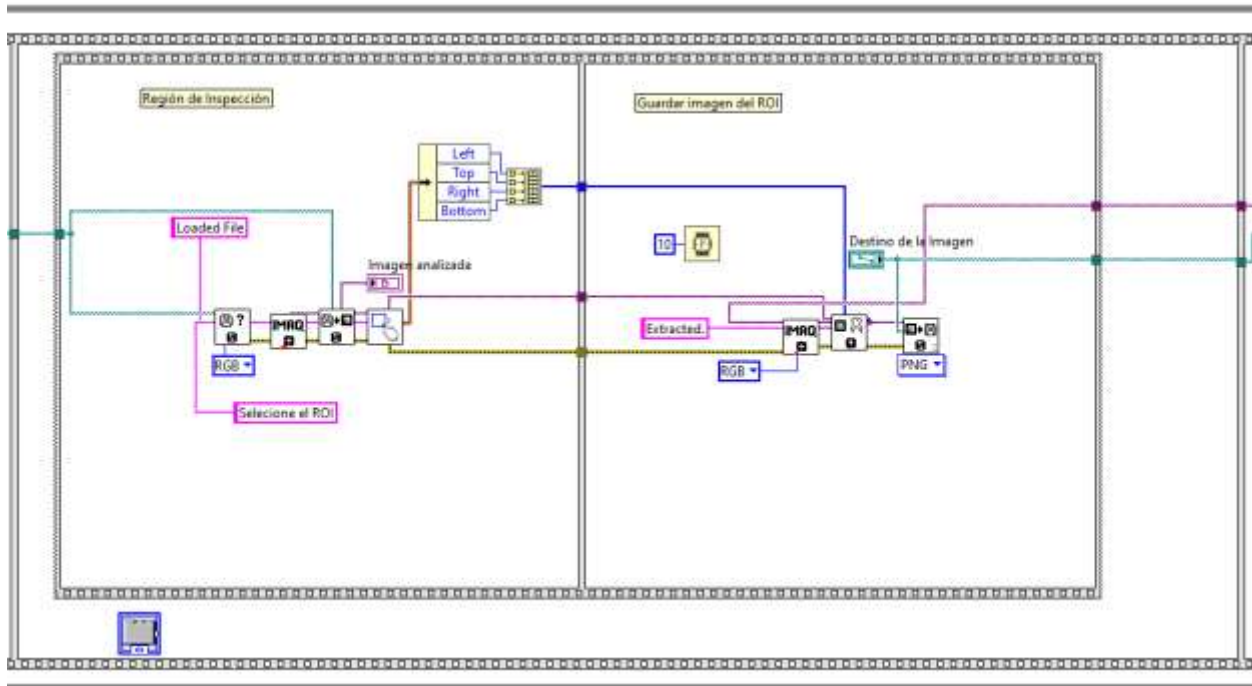
Figura 20. Diagrama de bloques de la fase 2 de programación.



Nota. Adaptado de Block diagram, LabVIEW®, 2018, National Instruments.

Fase 3 y 4: Selección del ROI, Figura 20. La información es ingresada a los SubVI de *IMAQ de obtención de información del archivo*, para extraer la imagen en formato RGB y de *lectura de archivos*, entre ambas funciones se encuentra conectado el SubVI de *creado IMAQ* para generar una locación temporal en memoria para la imagen RGB, la imagen procesada por estos SubVI da como resultado la imagen analizada mostrada en la primera pestaña del panel frontal, a su vez la información de esta se conecta al SubVI de *rectángulo de selección IMAQ*, que unido a la función de *desempaquete por nombre* separa cada una de las direcciones de rotación del rectángulo, con lo que es posible seleccionar y posteriormente guardar el área de interés, esta pasa a una cuarta fase de programación, donde es ingresada a un SubVI de *creado IMAQ*, conectado al SubVI de *extracción IMAQ*, que a la par toma las direcciones de rotación para ajustar la resolución de la imagen, posteriormente el SubVI de *escritura de archivo* transfiere la imagen a una locación definida por la *ruta de archivo*.

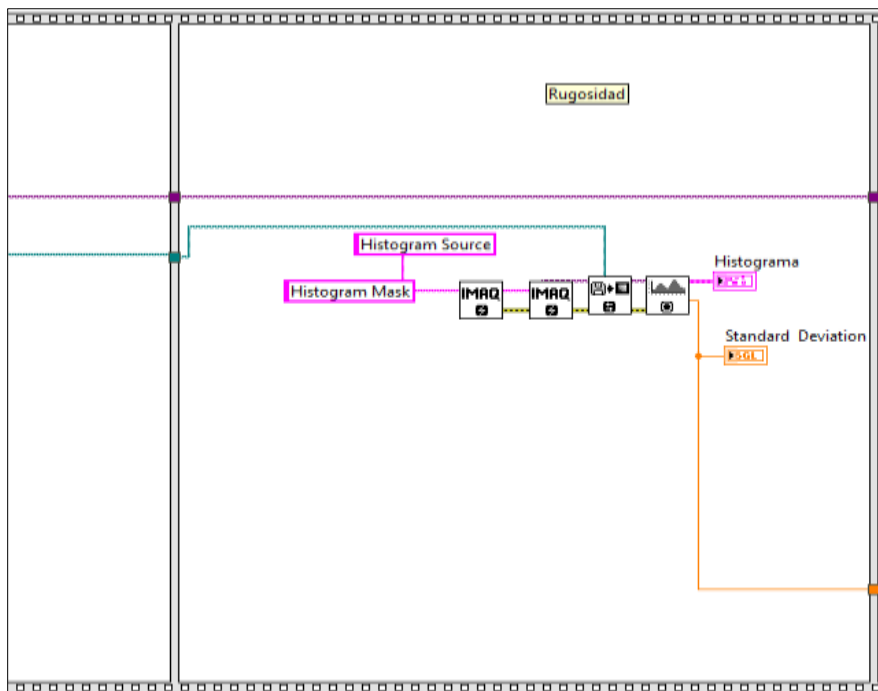
Figura 21. Diagrama de bloques de las fases 3 y 4 de programación.



Nota. Adaptado de Block diagram, LabVIEW®, 2018, National Instruments.

Fase 5: Generación del histograma de grises de la imagen en proceso, Figura 21. Se agregaron dos SubVI de *creado IMAQ*; el primero se usa para delimitar el área de la imagen muestra, guardando la información y pasándolo al segundo que guarda las modificaciones y la transfiere al SubVI de *lector de archivos* que ajusta la imagen a un formato donde pueda ser mostrada como un histograma de grises por el SubVI *Histograma IMAQ con un indicador*, junto con su desviación estándar en el panel frontal. La información del área de interés y la desviación estándar son transferidas a la siguiente fase de programación.

Figura 22. Diagrama de bloques de la fase 5 de programación.

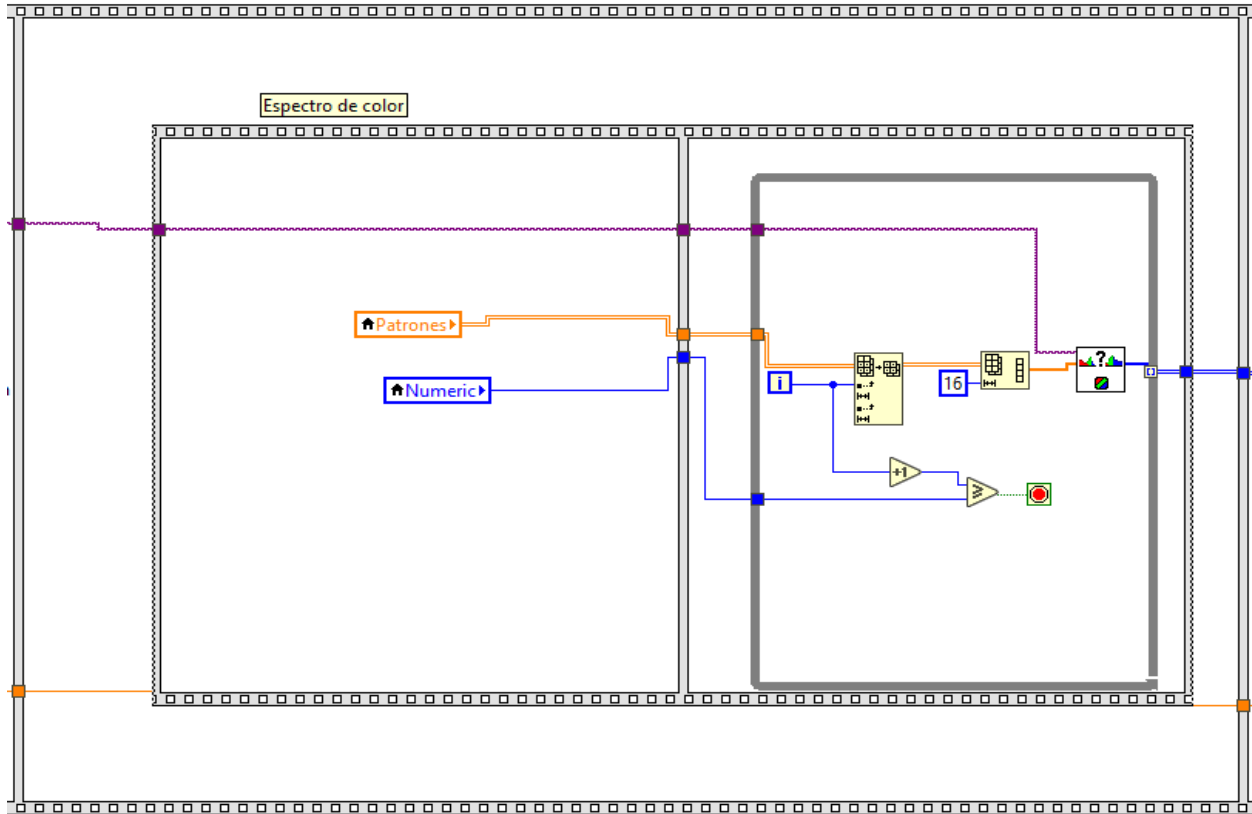


Nota. Adaptado de Block diagram, LabVIEW®, 2018, National Instruments.

Fase 6: Espectro de color, Figura 22. Se consideran las variables locales de *patrones* y *numeric* en el primer estado de su secuencia, posteriormente junto con el área de interés (ROI), se conectan a un while loop contenido en un segundo estado; la variable local de patrones junto con la de *numeric* pasan a la función de *subconjunto del arreglo* para obtener un determinado vector de la matriz de datos, acotado a cierta longitud por la función de *ajuste de arreglo*, esta

información y la imagen del área de interés pasan al SubVI de *coincidencia de color* para encontrar el vector que coincida con la imagen.

Figura 23. Diagrama de bloques de fase 6 de programación.

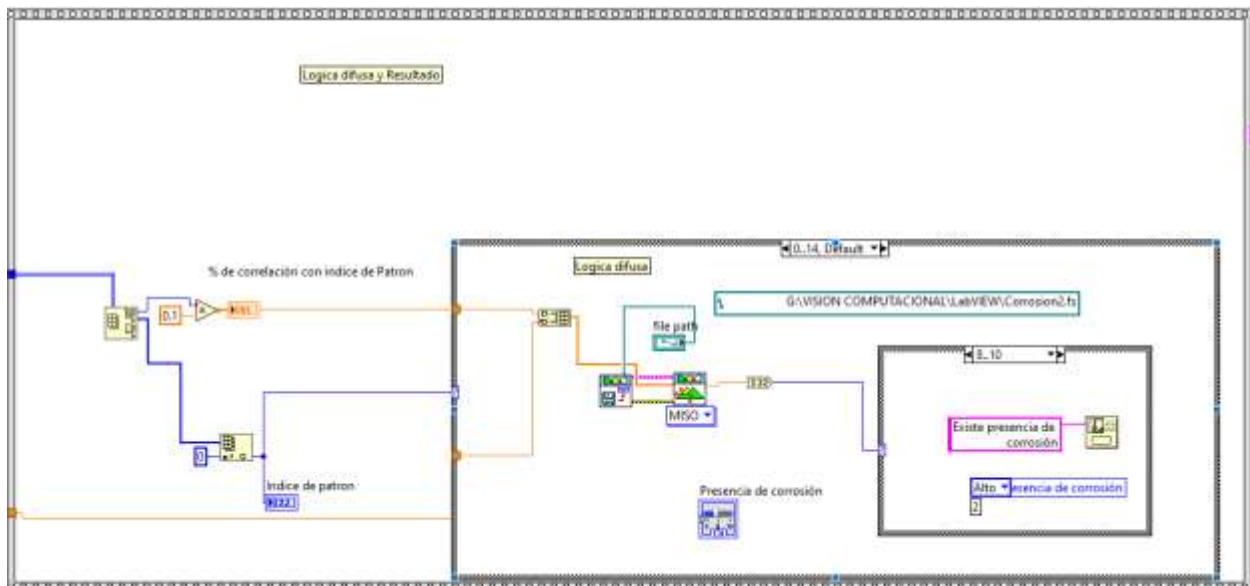


Nota. Adaptado de Block diagram, LabVIEW®, 2018, National Instruments.

Fase 7: Lógica difusa y resultado, Figura 23, 24, 25. El resultado de la fase anterior pasa a la función de *arreglo máximo y mínimo*, la cual toma el índice y valor máximos en el vector del espectro de color, para determinar la posición o índice de patrón y el porcentaje de coincidencia entre la imagen y este. Posteriormente se ingresa a un portafolio de decisión donde viene definida la lógica difusa, el cual se compone por tres pestañas; la pestaña de “Default” tiene la entrada de la desviación estándar y el porcentaje de coincidencia dentro de la función de *construir arreglo* para concatenar dichos valores en un arreglo, los cuales pasan al SubVI de *control difuso* (MISO), previo a este se encuentra conectado el SubVI de *sistema fuzzyficado*, al cual se le ingresan las consideraciones de toma de decisión mediante una ruta de

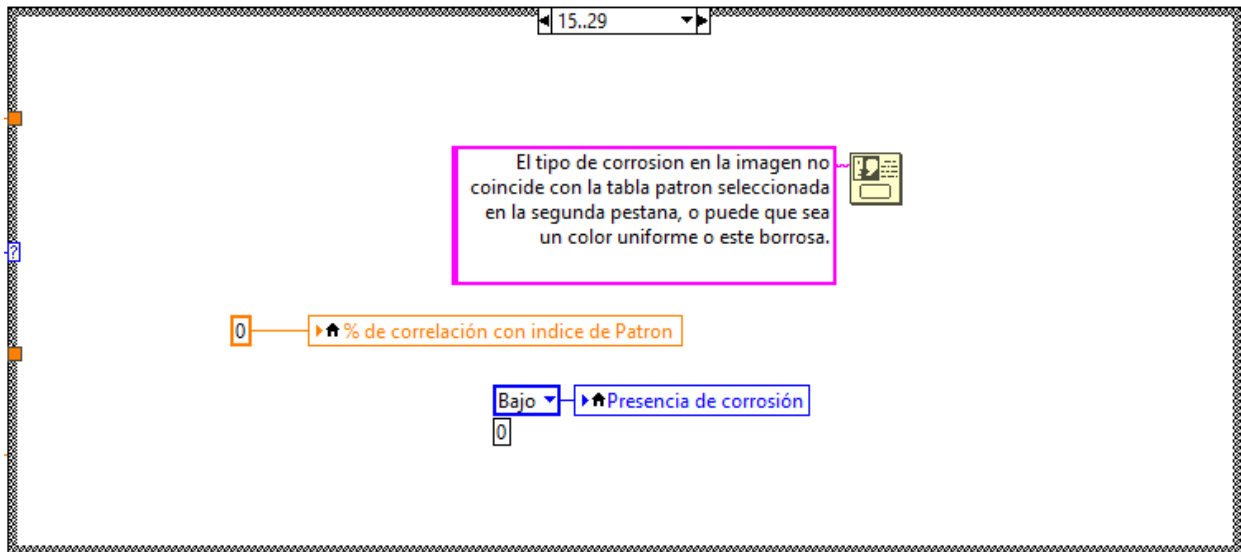
archivo mostrada en la segunda pestaña del panel frontal, el valor de salida del control difuso se convierte a 32 bits y entra a un segundo portafolio anidado, junto al cual está un indicador de presencia de corrosión que define los niveles de “bajo”, “medio” o “alto”. En la segunda pestaña del case principal se define la opción en caso de no encontrar coincidencia, para lo cual se agrega un botón de dialogo donde se mencionan las principales razones, aquí también se observa el porcentaje de coincidencia de color y el indicador de presencia de corrosión establecido como variables locales. Revisando el portafolio anidado en la primera pestaña “Default” del case principal, se puede ver que en la pestaña default de este viene definida la opción de “No existe presencia de corrosión” y la variable local de presencia de corrosión en “bajo”, en su siguiente pestaña se define la opción de “corrosión potencial” con la variable local de presencia de corrosión en “medio” y en su última pestaña la opción de “existe presencia de corrosión” con la variable local de presencia de corrosión en “alto”. Finalmente en un segundo estado se encuentra un botón de dialogo que aparece en caso de activarse las opciones de nula coincidencia de los patrones con la imagen o por no existir presencia de corrosión, al presionarse la opción de “no” se termina el proceso, mientras que el “sí” sugiere volver a iniciar, seleccionando una nueva área de interés (ROI).

Figura 24. Diagrama de bloques de fase 7 de programación, primera pestaña de case principal.



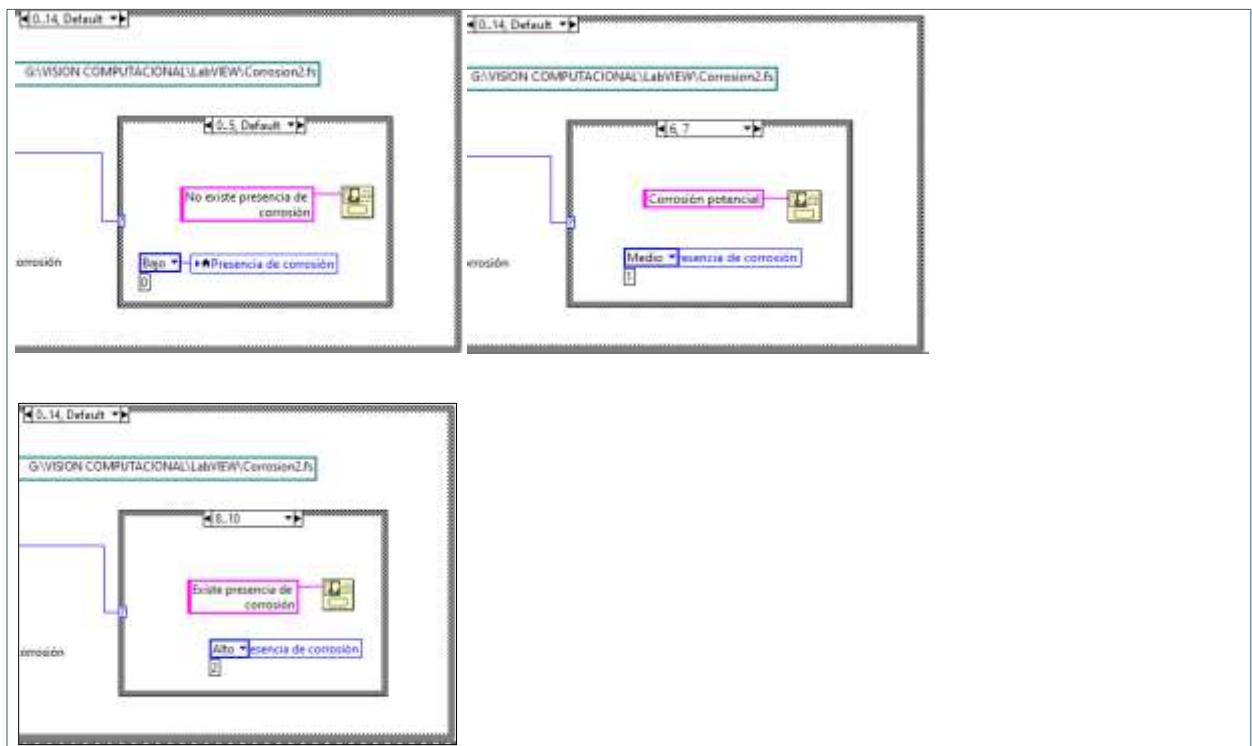
Nota. Adaptado de Block diagram, LabVIEW®, 2018, National Instruments.

Figura 25. Diagrama de bloques de fase 7 de programación, segunda pestaña de case principal.



Nota. Adaptado de Block diagram, LabVIEW®, 2018, National Instruments.

Figura 26. Diagrama de bloques de fase 7 de programación, primera pestaña de case principal, case anidado.



Nota. Adaptado de Block diagram, LabVIEW®, 2018, National Instruments.

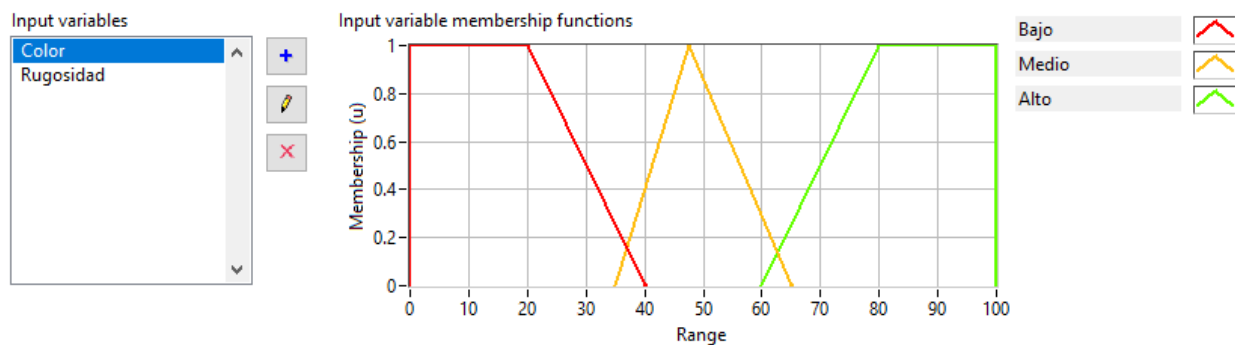
3.6.2 Diseño de sistema de control difuso

Se aplican las etapas de fuzificación, evaluación de las reglas, salidas de las reglas y desfuzificación del método Mamdani.

3.6.2.1 Fuzificación

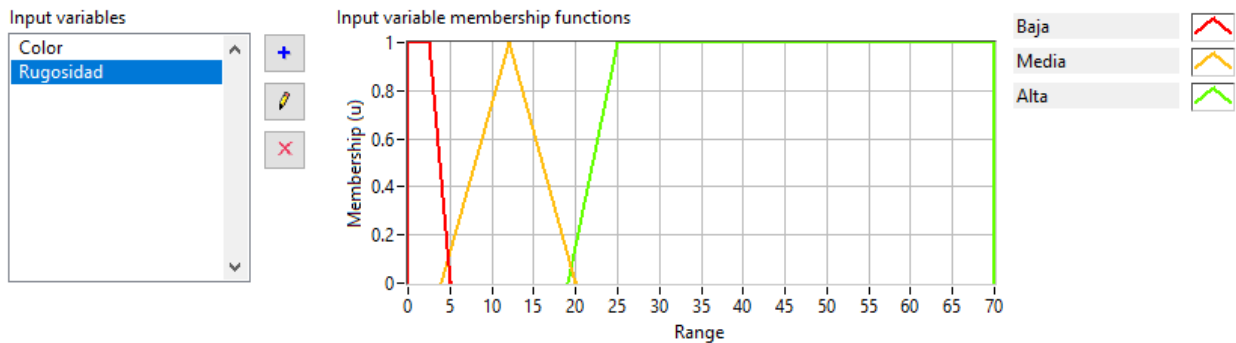
Se definen conjuntos difusos o membresías para evaluar las variables de entrada de color y rugosidad en la imagen, considerando el porcentaje de correlación entre los espectros de color y la rugosidad de la imagen analizada, a los cuales se les asigna etiquetas o variables lingüísticas de bajo, medio y alto para definir la presencia de corrosión.

Figura 27. Conjuntos difusos para evaluar el color.



Nota. Adaptado de Fuzzy System Designer, LabVIEW®, 2018, National Instruments.

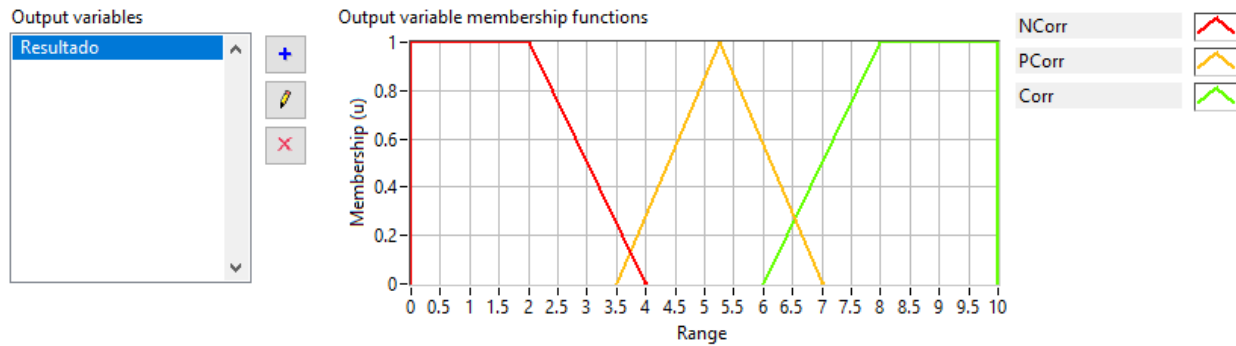
Figura 28. Conjuntos difusos para evaluar la rugosidad.



Nota. Adaptado de Fuzzy System Designer, LabVIEW®, 2018, National Instruments.

Posteriormente se definen los conjuntos difusos para los resultados, y se les asigna las variables lingüísticas de NCorr para describir que no existe corrosión, PCorr para corrosión potencial y Corr para existe corrosión.

Figura 29. Conjuntos difusos para evaluar los resultados.



Nota. Adaptado de Fuzzy System Designer, LabVIEW®, 2018, National Instruments.

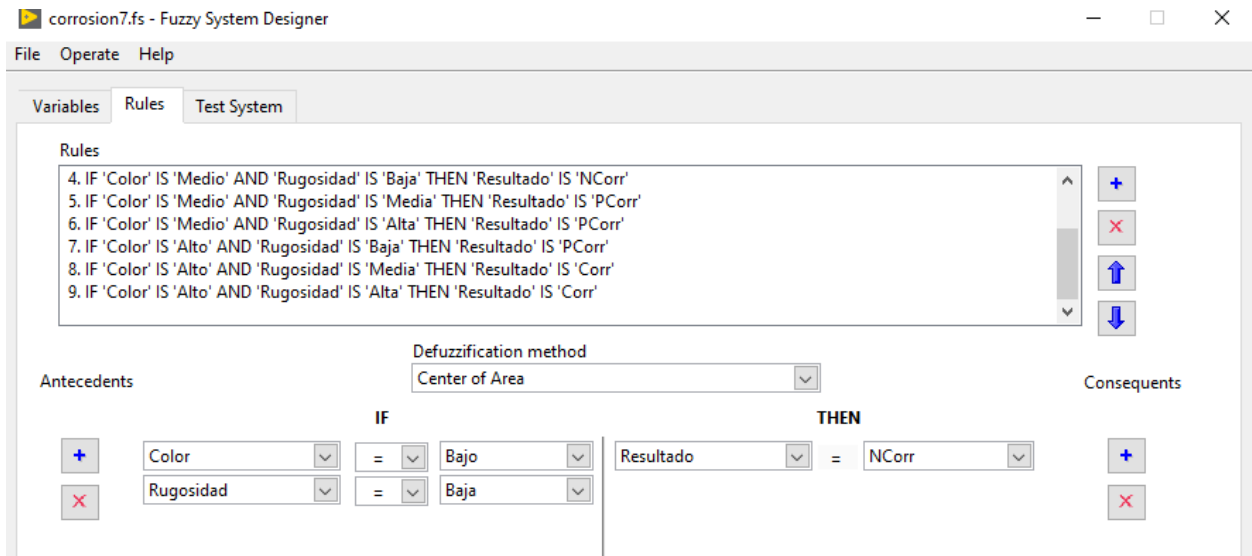
Los rangos para cada conjunto difuso perteneciente a las variables de entrada y salida se definen de forma experimental; considerando en el caso de la variable de color, porcentajes de correlación con significancia cercana a 0.05, para la variable de rugosidad se analizaron resultados de desviación estándar de cada tipo de corrosión de aluminio y acero para delimitar grupos que reflejen la progresión del contraste o la textura, mientras que para los resultados se estimó la ubicación del centro de área.

Posteriormente el sistema de diseño de fuzificación con base a las variables lingüísticas ingresadas genera un paquete de reglas difusas.

1. si 'Color' ES 'Bajo' Y 'Rugosidad' ES 'Baja' 'ENTONCES' 'Resultado' ES 'NCorr'
2. SI 'Color' ES 'Bajo' Y 'Rugosidad' ES 'Media' ENTONCES 'Resultado' ES 'NCorr'
3. SI 'Color' ES 'Bajo' Y 'Rugosidad' ES 'Alta' ENTONCES 'Resultado' ES 'NCorr'
4. SI 'Color' ES 'Medio' Y 'Rugosidad' ES 'Baja' ENTONCES 'Resultado' ES 'NCorr'
5. SI 'Color' ES 'Medio' Y 'Rugosidad' ES 'Media' ENTONCES 'Resultado' ES 'PCorr'

6. SI 'Color' ES 'Medio' Y 'Rugosidad' ES 'Alta' ENTONCES 'Resultado' ES 'PCorr'
7. SI 'Color' ES 'ALTO' Y 'Rugosidad' ES 'Baja' ENTONCES 'Resultado' ES 'PCorr'
8. SI 'Color' ES 'ALTO' Y 'Rugosidad' ES 'Media' ENTONCES 'Resultado' ES 'Corr'

Figura 30. Reglas difusas generadas por el sistema de diseño difuso

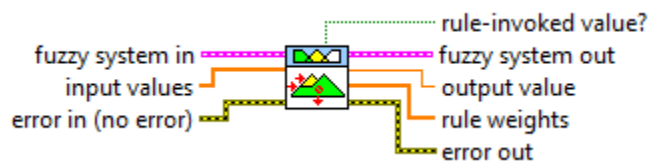


Nota. Adaptado de Fuzzy System Designer, LabVIEW®, 2018, National Instruments.

3.6.2.2 Evaluación de las reglas difusas, salida de reglas difusas y desfuzificación.

Por medio del SubVI de controlador de lógica difusa MISO se ingresa la información de las variables establecida en el sistema de diseño difuso para generar una única salida desfuzificada, que representa la evaluación de los valores de las variables de salida considerando los valores de las variables de entrada y las reglas difusas (LabVIEW® Help, 2018).

Figura 31. VI controlador de lógica difusa.



Nota. Adaptado de FL Fuzzy Controller VI, LabVIEW® Help, 2018, National Instruments.

3.7 Procedimiento para elaboración de muestras de aluminio y de acero al carbón

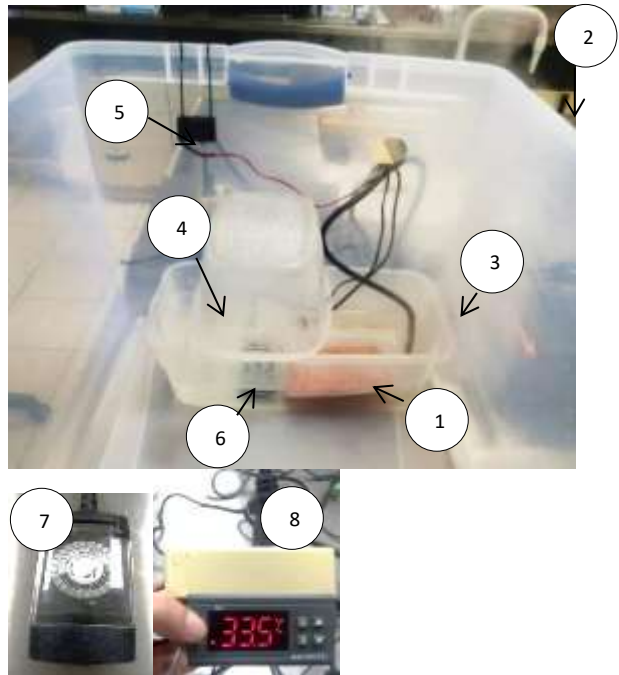
A continuación se describirán cada una de las condiciones de prueba necesarias para la generación del tipo de corrosión requerida en muestras de aluminio y acero.

3.7.1 Construcción de cámara salina

Figura 32. Cámara salina

Materiales:

- (1) Pad térmico de silicón
- (2) Contenedor de plástico A
- (3) Contenedor de plástico B
- (4) Contenedor de plástico C
- (5) Ventilador
- (6) Nebulizador
- (7) Temporizador
- (8) Regulador de temperatura incorporado al pad
- (9) Termómetro



Fuente: Elaboración propia

Para su operación fue necesaria la preparación de 16L de solución salina al 5%.

Armado y modo de operación:

1. Se coloca el nebulizador, la almohadilla térmica y el sensor de temperatura dentro del contenedor B.
2. Se llena el contenedor B de solución salina al 5%, a un nivel ligeramente mayor que la altura del nebulizador (marca en el contenedor), y se coloca dentro de contenedor A.
3. Se coloca el contenedor C sobre el nebulizador.
4. Se sujeta el ventilador al contenedor A.

5. Se ajusta el regulador de temperatura incorporado a la almohadilla térmica a 40°C y temporizador a 30 min de encendido/apagado.

6. Se enciende ventilador.

En operación el nebulizador es cubierto con el contenedor C para evitar salpicadura de la solución sobre las muestras durante la generación de la neblina, la cual se esparce rápidamente con ayuda del ventilador hasta saturar el contenedor A que contiene las muestras de análisis.

Para agilizar el proceso de corrosión se realizar una modificación en el diseño de la cámara salina, esta vez colocando el contenedor de solución salina B conectado al contenedor A, con lo cual se pretende evitar fallas en el ventilador debido a que este ya no se encontraría inmerso en la niebla del contenedor A y promover una propagación de la niebla más uniforme, sin embargo los cambios en la estructura provocan una mayor fuga de la niebla salina y prolongación de los tiempos de corrosión en todas las muestras, por lo que se retoma el modelo inicial

3.7.2 Preparación de muestras de aluminio y acero al carbono

La preparación de las muestras de aluminio se efectuó de acuerdo al estándar ASTM G1-03; realizando un trabajo de pulido hasta obtener una superficie limpia libre de señales de óxido o rayaduras.

Figura 33. Muestras sin recubrimiento de aluminio preparados por ASTM G1-03.



Fuente: Elaboración propia.

Para el caso de las muestras de acero al carbón la empresa Accuride International© brindo los servicios de corte, limpieza y aplicación de recubrimiento, este último proceso solo a 9

muestras con dos tipos de procesamiento diferente, de las cuales se entregó información de las características de composición, como se muestra a continuación:

Tipo E.- Fosfatizado de zinc, y aplicación de pintura a base de resina acrílica y pigmento blanco por proceso catódico (ELECTRO COATING).

Tipo F.- Zincado electrolítico, seguido de fosfatizado de zinc, y aplicación de pintura a base de resina acrílica y pigmento blanco por proceso catódico (ELECTRO COATING).

Figura 34. Muestras procesadas por Accuride International© con recubrimiento tipo E y F.



Fuente: Elaboración propia.

Figura 35. Muestras de acero al carbono fabricadas por Accuride International©.



Fuente: Elaboración propia.

3.7.3 Ensayos de corrosión

Para la generación de corrosión uniforme en muestras de aluminio se utilizó como medio corrosivo 1L de agua de mar (agua potable al 3.5% de NaCl), en donde 11 muestras fueron sumergidos individualmente en 80 ml de solución sin tocar ninguna de las paredes de cada recipiente cerrado durante 2 semanas.

3.7.3.1 Muestras de aluminio para corrosión uniforme

Las piezas permanecieron sumergidas 20 días a una temperatura ambiente de 32°C aproximadamente. Ambos tipos de prueba generaron resultados similares de corrosión uniforme.

Figura 36. Prueba por inmersión para aluminio con corrosión uniforme, recipiente cerrado



Fuente: Elaboración propia

Figura 37. Prueba por inmersión para aluminio con corrosión uniforme, recipiente con aeración



Fuente: Elaboración propia

3.7.3.2 Muestras de aluminio para corrosión por picadura, y muestras de acero con recubrimiento para corrosión filiforme, uniforme y por picadura.

Las 17 muestras de acero al carbono y 5 muestras de aluminio fueron sometidas a la prueba de cámara salina, manteniendo condiciones de temperatura (40°C) y medio corrosivo (agua al 5% de NaCl), con una intermitencia de operación de 30 minutos de apagado y encendido por estándar ASTM B117. Las muestras para la generación de corrosión uniforme y por picadura estuvieron bajo observación, y se determinó una condición aceptable para el estudio después de dos días en muestras de acero al carbono y 15 días para el caso de muestras de aluminio para corrosión por picadura; las 9 muestras con recubrimiento de pintura a base de resina

acrílica requirieron de una preparación previa por estándar ASTM-D1654 para esta prueba, realizando cortes en ambas caras de la superficie con una navaja de un solo filo, en este último grupo se consideran primeramente los tiempos definidos por estándar ASTM B117, sin embargo se encontró que la apariencia en la superficie no contenía la corrosión necesaria, por lo que todas las pruebas fueron prolongadas, resultando en los tiempos finales de 9 días para las muestras tipo E y 15 días para las muestras tipo F.

Figura 38. Navaja de un solo filo



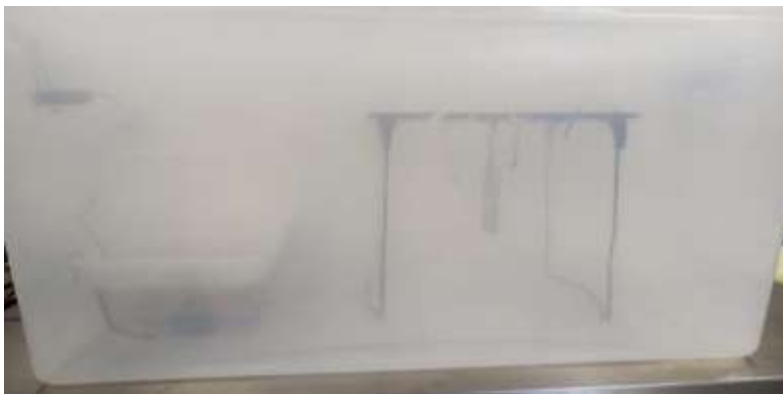
Fuente: Elaboracion propia

Figura 39. Cupones E y F



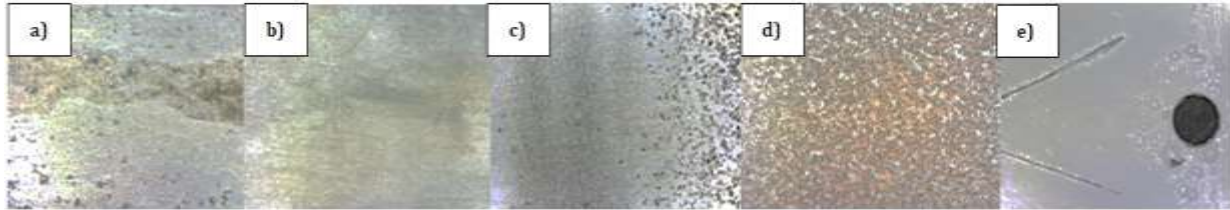
Fuente: Elaboración propia

Figura 40. Ensayo de corrosión en cámara salina



Fuente: Elaboración propia

Figura 41. Muestras de corrosión



Nota. Resultado en muestras con corrosión; a) aluminio con corrosión por picadura, b) aluminio con corrosión uniforme, c) acero con corrosión por picadura, d) acero con corrosión uniforme, e) acero con pintura a base de resina acrílica con corrosión filiforme. Fuente: elaboración propia.

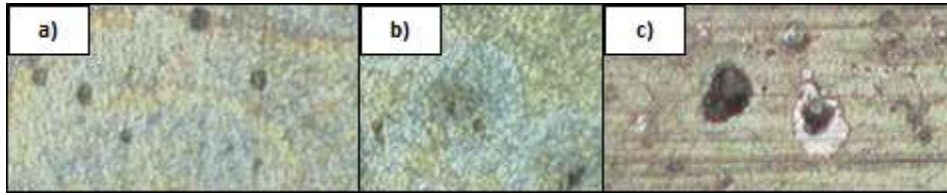
Es importante señalar que agregado a las imágenes de las muestras elaboradas se tomaron en consideración tres imágenes elaboradas en experimentaciones previas para el caso de corrosión uniforme, la cual se provocó por el método de inmersión como se muestra en la Figura 41 y 15 imágenes adicionales pertenecientes al área de automatización e instrumentación virtual del instituto de ingeniería (II) de la Universidad Autónoma de Baja California (UABC). Se agregaron tres imágenes adicionales al apartado de corrosión por picadura, y siete para el apartado de acero con corrosión uniforme resultado de una investigación previa del tema, Figura 42 y 43.

Figura 42. Prueba por inmersión de muestras de acero con corrosión uniforme.



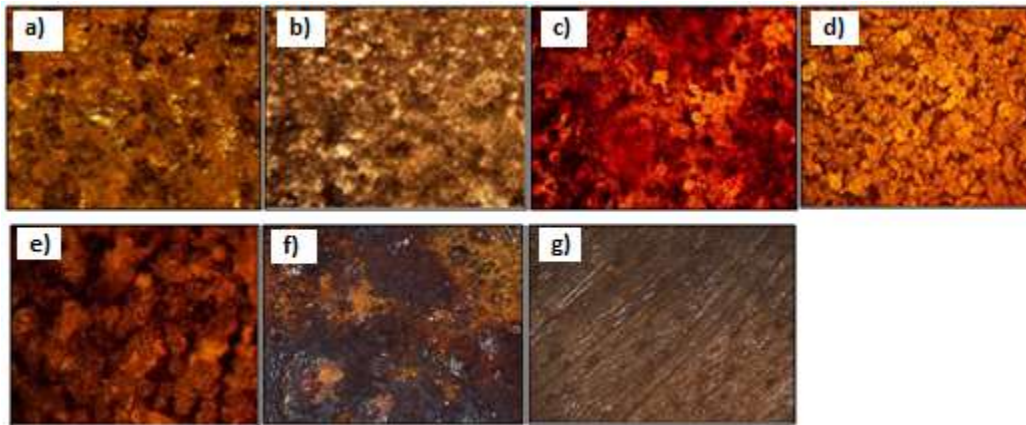
Fuente: Elaboración propia

Figura 43. Imágenes adicionales de aluminio con corrosión por picadura.



Nota. Adaptado de *Initial corrosion behavior and mechanism of 7B04 aluminium alloy under acid immersion and salt spray environments*, (p 280), por, Zhang, Y. et al, 2020, Chinese Society of Aeronautics and Astronautics and Beihang University, Chinese Journal of Aeronautics, 35(1). <https://doi.org/10.1016/j.cja.2021.05.005>

Figura 44. Imágenes adicionales de acero uniforme.



Nota. Adaptado de los siguientes artículos: a), b) *The Influence of Different Type Materials of Grit Blasting on the Corrosion Resistance of S235JR Carbon Steel*, (figura 3.3), por Nicoleta Bagatu et al., 2023, Faculty of Engineering, “Dunarea de Jos” University of Galati, MDPI, 8(1). <https://doi.org/10.3390/inventions8010039>, c), d) *Corrosion inhibition effect of non-toxic α -amino acid compound on high carbon steel in low molar concentration of hydrochloric acid*, (Figura 4, 5), por Roland Tolulope Loto, Covenant University, Nigeria, Journal of Materials Research and Technology. <https://doi.org/10.1016/j.jmrt.2017.09.005>, e), f), g) *Electrochemical studies of the synergistic combination effect of thymus mastichina and illicium verum essential oil extracts on the corrosion inhibition of low carbon steel in dilute acid solution*, (Figura 2), por Tolulope Loto y S. Keme Ororo, 2020, Covenant University, Nigeria, De Gruyter, <https://doi.org/10.1515/eng-2021-0001>

CAPÍTULO IV

RESULTADOS

A continuación se presenta un análisis estadístico de regresión lineal con el propósito de comparar y analizar los resultados obtenidos por el instrumento virtual, tomando como referencia a un grupo de imágenes de prueba o externas para determinar si el vector de las imágenes patrón de las muestras elaboradas explica la imagen de análisis, posteriormente se describe la formación de los conjuntos borrosos para la detección del color y la rugosidad utilizados para la evaluación de las imágenes, y se expone y describe el formato final del instrumento virtual (Carollo y Pateiro, 2012; Cabrera, 2017)

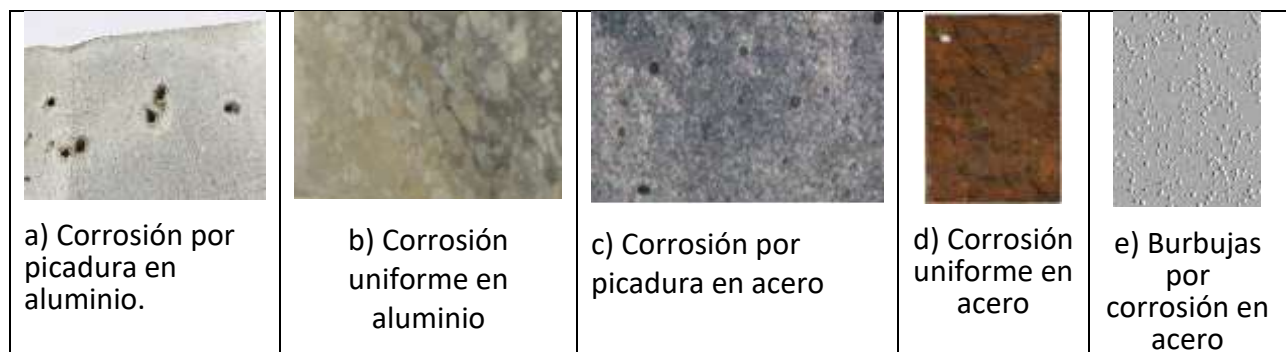
4.1 Hipótesis

H_0 : $B \neq 0$, los elementos del vector de prueba presentan una coincidencia significativa con el vector patrón resultante del análisis instrumental.

H_1 : $B=0$ los elementos del vector de prueba no presentan una coincidencia significativa con el vector patrón resultante del análisis instrumental.

4.2 Imágenes prueba

Figura 45. Imágenes seleccionadas para prueba del instrumento virtual



Nota. Las imágenes han sido adaptadas de los siguientes sitios: a) Wikimedia commons. https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Corrosi%C3%B3n_por_picadura_en_aluminio_-

02.jpg, imágenes b) y d) Estudio del defecto de troquelado, corte y diseño en la corrosión y resistencia de probetas de aluminio y acero empleadas en la elaboración de servofrenos, (p), por Garrido, J. L., 2019, Universidad Politécnica de Catalunya. <https://upcommons.upc.edu/handle/2117/180834>, c) Comportamiento a la corrosión del acero API X70 soldado por el proceso de doble arco sumergido inmerso en diferentes medios corrosivos, (Figura 10) por Montes O. F. et al., 2016, Asociación Brasileña de soldadura, Scielo, <https://doi.org/10.1590/0104-9224/SI2102.07> , e) *Paints and varnishes-Evaluation of degradation of coatings-Designation of quality and size of defects, and of intensity of uniform changes in appearance, part:2 assessment of degree of blistering, (p 6) International Standard, ISO 4628-2, 2003* <https://www.dinsenmetal.com/uploads/e0fb8ced1.pdf>

4.3 Análisis de regresión lineal y ANOVA

Las siguientes tablas muestran un análisis de regresión lineal ajustado con un nivel de confianza del 95% entre el vector patrón arrojado como resultado de coincidencia por el instrumento virtual y el vector de la imagen prueba; donde el primero representa la variable independiente o predictor y el segundo la variable dependiente; se consideran del resumen del modelo de análisis de regresión lineal]por minitab® el coeficiente de determinación R^2 , así como datos arrojados de los coeficientes no estandarizados al modelo para la constante y el coeficiente del vector patrón para definir la ecuación de la recta en cada tipo de corrosión, terminando con una demostración de la hipótesis mediante el cociente de mínimos cuadrados F y su significancia contenidos en la tabla de ANOVA.

Tabla 2. R^2 del resumen del modelo de regresión lineal de muestras de Aluminio y Acero al carbono.

Al corrosión por picadura	Al corrosión uniforme	Fe corrosión por picadura	Fe corrosión uniforme	Fe corrosión filiforme
91.43%	25.69%	86.28%	98.78%	82.59%

Nota. Resumen del modelo para el análisis de regresión lineal simple entre el vector de imagen prueba de cada tipo de corrosión y los vector patrón AL1C2P de la muestra de aluminio con

corrosión por picadura, ALCE2C1U de la muestras de aluminio con corrosión uniforme, FECTRLUZ32P de la muestra de acero con corrosión por picadura, CS1U de la muestra de acero con corrosión uniforme y F4CARAISUP de las muestras de acero con corrosión filiforme seleccionados por el instrumento virtual, adaptado de Minitab®.

De acuerdo con los resultados obtenidos en el resumen de los modelos R^2 señala que la condición buscada en la imagen se explica en un 91.43% en pruebas de aluminio con corrosión por picadura, 25.69% en aluminio con corrosión uniforme, 86.28% en acero con corrosión por picadura, 98.78% en acero con corrosión uniforme y 82.59 % en acero con burbujas por corrosión filiforme.

Continuando con el análisis las tablas de coeficientes no estandarizados se definen los modelos de la recta para cada tipo de corrosión.

Tabla 3. Coeficientes de la ecuación de la recta.

Termino	Tipo de muestra				
	Al corrosión por picadura (ALC2P)	Al corrosión uniforme (ALCE2C1U)	Fe corrosión por picadura (FECTRLUZ32P)	Fe corrosión uniforme (CS1U)	Fe corrosión filiforme (F4CARAISUP)
Constante	0.0074	0.0365	-0.0111	0.00475	0.0255
<i>m</i>	0.8908	0.588	1.186	0.9139	1.014

Nota: Coeficientes no estandarizados de cada vector patrón seleccionado por el instrumento virtual respecto al vector prueba para definir el modelo de regresión lineal para cada tipo de corrosión. Fuente: Minitab®.

Tabla 4. Ecuaciones de recta de regresión lineal.

Tipo de corrosión	Ecuación
Al corrosión por picadura	IMAGENPRUEBA = 0.0074 + 0.8908 AL1C2P
Al corrosión uniforme	IMAGENPRUEBA = 0.0365 + 0.588 ALCE2C1U
Fe corrosión por picadura	IMAGENPRUEBA = -0.0111 + 1.186 FECTRLUZ32P
Fe corrosión uniforme	IMAGENPRUEBA = 0.00475 + 0.9139 CS1U
Fe corrosión filiforme	IMAGENPRUEBA = 0.0255 + 1.014 F4CARAISUP

Nota: Las ecuaciones resultantes del análisis definen el comportamiento entre cada uno de los elementos que componen los vectores prueba y patrón. Fuente: Minitab®

Posteriormente se comprueban las hipótesis por medio de un análisis de varianza ANOVA para determinar qué tan distinto es B de cero.

Tabla 5. ANOVA para cada tipo de corrosión.

Valor	Tipo de muestra				
	Al corrosión por picadura (AL1C2P)	Al corrosión uniforme (ALCE2C1U)	Fe corrosión por picadura (FECTRLUZ32P)	Fe corrosión uniforme (CS1U)	Fe corrosión filiforme (F4CARAISUP)
F	149.31	4.84	88.06	1137.10	66.40
p	0	0.045	0	0	0







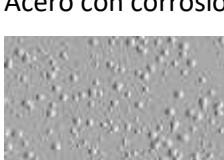

Nota. Análisis de varianza ANOVA para el vector patrón de cada tipo de corrosión. Fuente: Minitab®.

Considerando el valor del cociente de medias cuadráticas representado por F resultante en las tablas de ANOVA junto con una significancia representado por P de $0 < 0.05$ se demuestra la correspondencia de los predictores sobre la variable dependiente, por lo que se acepta la hipótesis nula (H_0), *los elementos del vector de prueba presentan una coincidencia significativa con el vector de la imagen muestra*, y rechazo de la alterna (H_1), con lo que se concluye una relación lineal significativa entre las variables del modelo de recta sugerido. Se hace constar que en el caso de aluminio con corrosión uniforme el valor de F no fue considerablemente alto, esto debido al poco contraste de coloración en las imágenes patrón, sin embargo Las inconsistencias obtenidas por métodos estadísticos se ven reducidas debido a la relación entre los rangos de la variable de color y en la variable de rugosidad definidas por conjuntos difusos como se muestra en las figuras 26 y 27 del capítulo de metodología, por lo que imágenes con poca variación en el color y contraste se pueden llegar a clasificar como moderadamente aceptables por el instrumento modelado por la percepción visual del usuario, para la generación de resultados más precisos es necesario continuar con la adquisición de imágenes que expongan las diferencias sutiles del proceso corrosivo en diferentes periodos de tiempo.

4.4 Comparación de resultados

En la siguiente tabla se observa la comparación entre las imágenes patrón y la imagen prueba; la primera columna muestra la imagen de prueba, mientras que en la segunda columna corresponde a la imagen patrón a la que se asocia por lógica difusa tomando intervalos de análisis de las variables de color y rugosidad ajustados.

Figura 46. Resultados de coincidencia

Imagen prueba	Imagen patrón por lógica difusa
 Aluminio con picadura	 AL1C2P
 Aluminio uniforme	 ALCE2C1U
 Acero al carbono con picadura	 FECTRALUZ32P
 Acero con corrosión uniforme	 CS1U
 Acero con corrosión filiforme	 F4CARAISUP

Nota. Resultados de coincidencia entre las imágenes prueba. Fuente: Elaboración propia.

Los modelos de recta definidos por los coeficientes no estandarizados representados por B, demuestran la hipótesis nula H_0 de $B \neq 0$, los elementos del vector de prueba presentan una coincidencia significativa con el vector de la imagen prueba, por lo que este último se ajusta a la recta en cierto grado.

4.6 Instrumento virtual

En la siguiente imagen se puede observar el panel frontal del instrumento virtual, durante la evaluación de una imagen de aluminio por picadura, en la cual se especifica la presencia de corrosión mediante un indicador horizontal numérico que la divide como baja, media o alta, también se encuentran señalados el porcentaje de correlación de Pearson, desviación estándar y el índice de patrón que corresponde a la posición del vector con mayor coincidencia en la tabla patrón ingresada para evaluar el tipo de corrosión analizado.

Figura 47. Panel frontal de instrumento virtual, pestaña de Análisis.

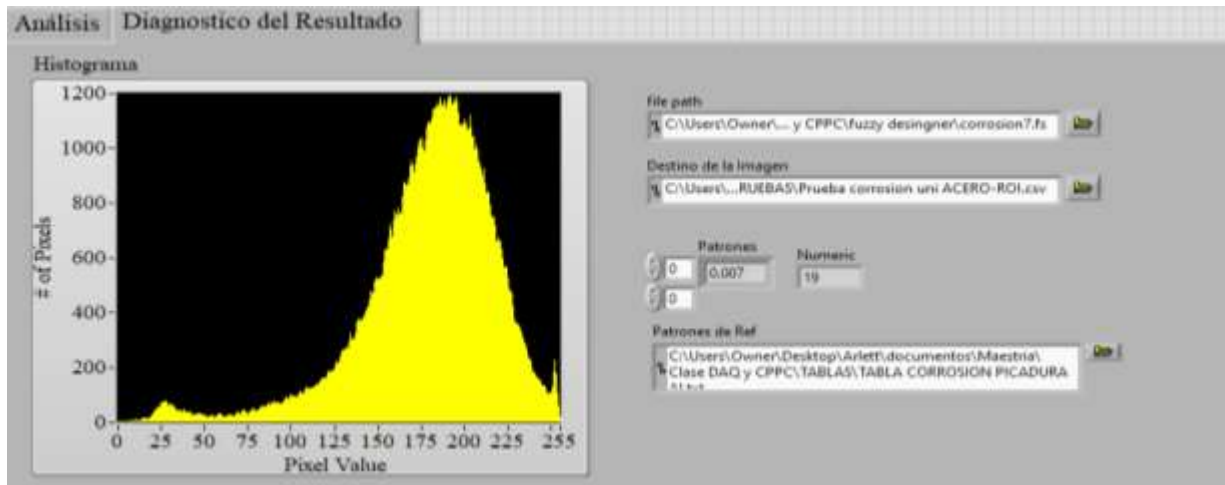


Nota. Adaptado de Block diagram, LabVIEW®, 2018, National Instruments.

En la siguiente pestaña se puede observar la representación del contraste en la imagen por medio de un histograma de escala de grises, con el cual se interpreta por su distribución hacia

la derecha del eje x que predominan los tonos claros en la imagen, y el ancho de la campana sugiera poca homogeneidad de los mismos.

Figura 48. Panel frontal de instrumento virtual, pestaña de diagnóstico de resultados.



Nota. Adaptado de Block diagram, LabVIEW®, 2018, National Instruments.

CAPITULO V

En el siguiente capítulo contiene la discusión, conclusiones y recomendaciones del estudio.

5.1 Discusión

Esta investigación tuvo como propósito identificar la presencia de corrosión sobre superficies de aluminio y acero con y sin recubrimiento utilizados dentro de la industria metal-mecánica, considerando características de color y rugosidad capturadas por imagen digital, utilizando funciones de alto y bajo nivel, y algoritmos de visión computacional disponibles en la plataforma de LabVIEW®. Realizando un análisis del estado del arte en investigaciones previas de los temas relacionados con corrosión y visión computacional, se encontró que la detección de este fenómeno se basa en el análisis de textura y cambios de color, caracterizados por los modelos de co-ocurrencia de niveles de grises GLCM (Grey level Co-occurrence Matriz) y HSI (hue, saturation, intensity), fundamentado en métodos de redes neuronales (**Medeiros et al., 2010; Enikeev et al., 2016**), en contra parte **Jiacheng et al., (2020)** define al modelo RGB como otra opción para caracterización del color. De acuerdo con esta información la investigación realizada coincide con la utilizando redes neuronales como metodología, así como considerar las variables de textura y color dentro del análisis, sin embargo para términos del presente estudio se recurre al uso de lógica difusa como método de red neuronal para emular el razonamiento humano, donde los conjuntos borrosos son definidos por la desviación estándar obtenida de la rugosidad o textura y el porcentaje de correlación del espectro de color de imágenes patrón en modelo RBG para la identificación de corrosión; adicionalmente se complementa la información con análisis estadísticos de correlación de regresión lineal y ANOVA de los espectros de color patrón con respecto a una imagen muestra que demuestran la confiabilidad de los resultados obtenidos, lo cual se ha observado en otros análisis por imagen con aplicaciones médicas. Entre otros hallazgos se detectaron aunque no de manera directa menciones de redes neuronales en patentes originarias de China (**Ji Gang, et al., 2014; Wang ping, et al., 2014**) donde se compara la imagen con características estándar o bancos de datos para calificar y evaluar, similar a la metodología empleada para el desarrollo del presente instrumento virtual.

De acuerdo con **Javaherdashti, (2000)** existen diversos métodos basados en el uso de tecnología capaces de evitar entre un 25% a un 30% de las pérdidas por corrosión, sin embargo se resalta la poca importancia que se le da al factor humano, para lo cual se plantea el método de gestión de corrosión, el cual es convergente a sistemas de monitoreo o inspección como el expuesto dentro de esta investigación, que puede ser implementado dentro del sector industrial para prevenir un desperfecto, como menciona **Idris, (2015)** al utilizar sistemas de visión para detección de la corrosión como técnica no destructiva aplicable en diferentes puntos del proceso de producción.

5.2 Conclusiones

De acuerdo con los resultados obtenidos se concluye que se generó un instrumento virtual programado mediante conjuntos difusos donde se definen los límites de color y rugosidad relacionados con la presencia de corrosión por imagen aplicable a materiales de aluminio y acero al carbón utilizados en la industria metal mecánica de Mexicali, capaz de detectar de forma inmediata dichas características del fenómeno, con lo que se comprueba la hipótesis nula *los elementos del vector de prueba presentan una coincidencia significativa con el vector patrón resultante del análisis instrumental*, que es consistente con los resultados de análisis estadísticos de correlación de regresión lineal y ANOVA aplicados sobre las imágenes de las muestras de estudio.

Utilizando la herramienta para diseño de controles de lógica difusa en LabVIEW® se obtiene una respuesta congruente con lo observado en la imagen analizada por el instrumento, resultante de las funciones de membresía o conjuntos difusos que describen el comportamiento de las variables de color y rugosidad, con lo cual se delimita el índice patrón o arreglo del espectro de color con mayor coincidencia, el porcentaje de correlación y el grado de la presencia de corrosión en la superficie analizada..

Por medio del análisis de regresión lineal simple fue posible observar la coincidencia entre la imagen prueba y la imagen patrón de un tipo de corrosión resultante del análisis instrumental, mediante la distribución de la correlación de cada valor de los arreglos definido por el modelo de una recta de la imagen patrón con mayor coincidencia respecto a la imagen muestra.

Se reafirma la aceptación de la hipótesis por análisis de ANOVA, al cumplirse que la significancia resultante es menor a la requerida en el estudio.

5.3 Trabajo futuro

El presente estudio sugiere la utilización de sistemas de visión computacional como labview® para el análisis de características de corrosión en superficies de diferentes materiales que representen un insumo importante en los diversos procesos de manufactura, así como de los principales recubrimientos utilizados para la preservación de los mismos.

Se aconseja el uso de técnicas estadísticas para la comparación y análisis de estudios relacionados con la detección por imagen para describir una coincidencia cualitativa haciendo uso de características cuantitativas extraídas por una instrumentación virtual en cualquier sector donde sea necesario aplicar un método de inspección visual, y la continua expansión de la biblioteca de imágenes patrón para generar un instrumento cada vez mas preciso.

BIBLIOGRAFÍA

1. Corona, E. A., & Rojas, R. I. (2009). Calidad del aire y su incorporación en la planeación urbana: Mexicali, Baja California, México. *Estudios Fronterizos*, 10(20), 79–102. <https://doi.org/10.21670/ref.2009.20.a03>
2. Censo Industrial Maquilador de Baja California. (2020). Directorio Industria Maquiladora de Baja California, Numero 20, 001-090. [file:///C:/Users/Owner/Downloads/Directorio%20Ed%20Digital%2020%20-%20DIC%20\(protegido\)%20hoja.pdf](file:///C:/Users/Owner/Downloads/Directorio%20Ed%20Digital%2020%20-%20DIC%20(protegido)%20hoja.pdf)
3. Javaherdashti, R. (2000). How corrosion affects industry and life. *Anti-Corrosion Methods and Materials*, 47(1), 30-34. <https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/00035590010310003/full/html#:~:text=But%20corrosion%20does%20harm%20other,or%20non%20metallic%20surfaces%20etc.>
4. Lluveras, E.M. et al., (2018) Aplicación de software Estadísticos y modelos matemáticos para la evaluación de la velocidad de corrosión en acero Rev. U.D.C.A Act. & Div. Cient. 21(1): 179-186. <https://doi.org/10.31910/rudca.v21.n1.2018.676>
5. Sørensen, P.A. et al., (2019) Anticorrosive coatings: a review. *J Coat Technol Res* 6, 135–176. <https://doi.org/10.1007/s11998-008-9144-2>
6. Kusmierek, E., & Chrzescijanska, E. (2015). Atmospheric corrosion of metals in industrial city environment. *Data in Brief*, 3, 149–154. <https://doi.org/10.1016/j.dib.2015.02.017>
7. Enikeev, M., Gubaydullin, I., & Maleeva, M. (2017). Analysis of corrosion process development on metals by means of computer vision. *Engineering Journal*, 21(4), 183–192. <https://doi.org/10.4186/ej.2017.21.4.183>
8. Idris, S. A. et al., (2015). Improvement of Corrosion Detection Using Vision System for Pipeline Inspection. *Applied Mechanics and Materials*, 761, 125–131. <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/amm.761.125>
9. Yang, S., Yao, G., & Zhang J. (2017). Observations on the damage behaviors of corrosion fatigue in steel strands based on image analysis. *Advances in Mechanical Engineering*, 9(12) 1-10. DOI: 10.1177/1687814017746513.
10. Pereira, M. C. et al., (2012). Morphology Characterization and Kinetics Evaluation of Pitting Corrosion of Commercially Pure Aluminium by Digital Image Analysis. *Materials Sciences and Applications*, 03(05), 287–293. <https://doi.org/10.4236/msa.2012.35042>
11. Medeiros, F. N. S. et al., (2010). On the evaluation of texture and color features for nondestructive corrosion detection. *Eurasip Journal on Advances in Signal Processing*, 2010. <https://doi.org/10.1155/2010/817473>
12. Zhigang, G. et al., (2020). Research on corrosion damage evolution of aluminum alloy for aviation. *Applied Sciences (Switzerland)*, 10(20), 1–16. <https://doi.org/10.3390/app10207184>
13. Zulkifili, N. A. et al., (2014) Corrosion Detection Using LabVIEW® for Robotic Inspection of Boiler Headers, The 8th International Conference on Robotic, Vision, Signal Processing & Power Applications, DOI: 10.1007/978-981-4585-42-2_4, https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-981-4585-42-2_4

14. López, G., Ocampo, C. S., Delgadillo, J. M., Ling J. C. (2016). Análisis de corrosión en aceros con recubrimiento impacta en la competitividad en la industria metalmeccánica de Mexicali. *Investigación y Ciencia de la Universidad Autónoma de Aguascalientes*. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=6137539>
15. Valdez, B. et al., (2009). Corrosión de metales y degradación de materiales. Universidad Autónoma de Baja California (UABC).
16. Ramos, R. et al., (2013). LabVIEW 2010 computer vision platform based virtual instrument and its application for pitting corrosion study. *Journal of Analytical Methods in Chemistry, 2013*. <https://doi.org/10.1155/2013/193230>
17. Ramos, R. et al., (2017). The discrete wavelet transform and its application for noise removal in localized corrosion measurements. *International Journal of Corrosion, 1-7*. <https://doi.org/10.1155/2017/7925404>
18. Rodríguez, R. y Sossa, J. H. (2012). Procesamiento y análisis digital de imágenes. México: Alfaomega Grupo Editor.
19. Sistema Binario. (s.f.). Areatecnologia. <https://www.areatecnologia.com/sistema-binario.htm>
20. El sistema binario. FotoNostra. <https://www.fotonostra.com/digital/sistemabinario.htm>
21. Rodríguez, C. *¿Cuáles son los elementos que componen una imagen digital y para qué sirven?* Alphauniverse. <https://alphauniverse-latin.com/notas/elementos-que-componen-la-imagen#:~:text=Cada%20pixel%20est%C3%A1%20compuesto%20por,de%20mantener%20un%20solo%20car%C3%A1cter.>
22. Sucar, L. E., Gomez, G. (2011). *Visión Computacional*. Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica. Puebla, México. https://www.researchgate.net/profile/Luis-Sucar/publication/267295870_Vision_Computacional/links/54d8cae30cf2970e4e7940c1/Vision-Computacional.pdf
23. Pérez, M. A. A. (2009). Espacios de color RGB, HSI y sus generalizaciones a n-dimensiones [Tesis de Doctorado, Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica de Puebla, México]. <https://inaoe.repositorioinstitucional.mx/jspui/bitstream/1009/362/1/AlonsoPeMA.pdf>
24. Capítulo 1, procesamiento digital de imágenes. <http://dea.unsj.edu.ar/imagenes/recursos/Capitulo1.pdf>
25. Moral, A. Tema 14. Exposición, sensor e histograma (I). Aprendo fotografía. [Tema 14. Exposición, Sensor e Histograma \(I\) | aprendofotografia \(wordpress.com\)](https://www.aprendofotografia.com/tema-14-exposicion-sensor-e-histograma-i/)
26. Otero, E. (2001). *Corrosión y degradación de materiales*. Madrid, SÍNTESIS, S.A.
27. Brophy, J. H., Rose, R. M., y Wulff, J. (1968). *Propiedades Termodinámicas, Volumen II, LIMUSA-WILEY, S.A. México*
28. Gómez de León Hijes F. C. (2004). Manual básico de corrosión para ingenieros. Universidad de Murcia. https://books.google.es/books?hl=es&lr=&id=B6tV_j4ofmQC&oi=fnd&pg=PA13&dq=pol

- arizacion+por+activacion+corrosion&ots=WRYl 7ukxL&sig=SnC4SwuuxIKPziLxnL15WqPz rRs#v=onepage&q=polarizacion%20por%20activacion%20corrosion&f=false
29. Polarización (2009).APIE informa. <http://www.apie.com.ar/Boletines/boletin-08/art-polarizacion.html>
 30. VIII. Protección contra la corrosión vía recubrimientos. <http://tesis.uson.mx/digital/tesis/docs/917/Capitulo8.pdf>
 31. González J. A. (1984) Teoría y Práctica de la Lucha contra la Corrosión. <https://books.google.es/books?hl=es&lr=&id=mShw6d su3oC&oi=fnd&pg=PR22&dq=teor%C3%ADa+y+pr%C3%A1ctica+de+la+lucha+contra+la+corrosi%C3%B3n&ots=IAffrYWj90&sig=AVEIWufszkhyerO9cRpNdGJ1fyc#v=onepage&q=teor%C3%ADa%20y%20pr%C3%A1ctica%20de%20la%20lucha%20contra%20la%20corrosi%C3%B3n&f=false>
 32. Landa M. y Bayas A. (2022). *Escuela superior politécnica de chimborazo escuela de ingeniería química facultad de ciencias*, <file:///C:/Users/Owner/Downloads/Descripcion del proceso de zincado.pdf>
 33. Beltran, A. M. (2014). Estudio sobre el proceso de anodizado de aluminio y de una aleación Al-Mg-Si [Tesis de licenciatura, Universidad Nacional Autónoma de México]. <http://132.248.9.195/ptd2014/enero/0707731/0707731.pdf>
 34. Córdoba, C. A., Henao, E. C. & Jaramillo, J. I. (2007). Diseño y construcción de una cámara de niebla salina para ensayos de corrosión. [file:///C:/Users/Owner/Downloads/Dialnet-DisenoyConstruccionDeUnaCamaraDeNieblaSalinaParaEn-4792560%20\(1\).pdf](file:///C:/Users/Owner/Downloads/Dialnet-DisenoyConstruccionDeUnaCamaraDeNieblaSalinaParaEn-4792560%20(1).pdf)
 35. NI Manual de conceptos de visión. (2005). National Instruments. <http://www.csun.edu/~rd436460/Labview/imaging-processing-1.pdf>
 36. Morcillo, C. G. (2011). Lógica Difusa, una introducción práctica. *Técnicas de softcomputing*, 29. <https://www.studocu.com/pe/document/universidad-tecnologica-del-peru/programacion-logica-y-funcional/logica-difusa-1/27948924>
 37. Conceptos fundamentales de lógica difusa. <https://www.tdx.cat/bitstream/handle/10803/6887/04Rpp04de11.pdf;jsessionid=10E9193D0887DDA077CAEB53F54892C8?sequence=4>
 38. Hernández, R. et al., (2014). Metodología de la investigación. McGrawHill Education.
 39. Zhang, Y. et al., (2020). Initial corrosion behavior and mechanism of 7B04 aluminium alloy under acid immersion and salt spray environments, Chinese Society of Aeronautics and Astronautics and Beihang University, Chinese Journal of Aeronautics, 35(1). <https://doi.org/10.1016/j.cja.2021.05.005>
 40. Begatu N. et. al., (2023). The Influence of Different Type Materials of Grit Blasting on the Corrosion Resistance of S235JR Carbon Steel Faculty of Engineering, “Dunarea de Jos” University of Galati, MDPI, 8(1). <https://doi.org/10.3390/inventions8010039>
 41. Loto, R.T. (2017). Corrosion inhibition effect of non-toxic α -amino acid compound on high carbon steel in low molar concentration of hydrochloric acid, Covenant University, Nigeria, Journal of Materials Research and Technology. <https://doi.org/10.1016/j.jmrt.2017.09.005>
 42. Loto, R.T. y Ororo S. K.(2020). Electrochemical studies of the synergistic combination effect of thymus mastichina and illicium verum essential oil extracts on the corrosion

- inhibition of low carbon steel in dilute acid solution, Covenant University, Nigeria, De Gruyter, <https://doi.org/10.1515/eng-2021-0001>
43. Zavala, R (2011). Estadística básica. Trillas.
 44. De la Garza, J., et al., (2013). Análisis estadístico multivariante. McGrawHill.
 45. Carollo, M. C. y Pateiro, B. (2012). Practica 3. Regresion lineal Simple. Departamento de estadística e investigación operativa. http://eio.usc.es/eipc1/BASE/BASEMASTER/FORMULARIOS-PHP-DPTO/MATERIALES/Mat_50140123_Pr%C3%A1ctica_3_.pdf
 46. Cabrera, J. (2017). Regresión Lineal en SPSS. ANALISIS. <https://investigayanaliza.blogspot.com/2017/12/regresion-lineal-en-spss.html>
 47. Ji, G., Zhang, Y., Zhu, Y., & Dong, S. (2014). Método y dispositivo para evaluar la detección del valor original por máquinas de visión de las características de apariencia de corrosión exterior de un material (CN103674968A). Oficina de Patentes y Marcas de China. <https://patentscope.wipo.int/search/en/detail.jsf?docId=CN96989136&cid=P20-L2ZCWS-02925-2>
 48. Wang, P., Ma, D., Ren, H., Zhou, H., Long, X., & Zhang, J. (2014). Método para evaluar el estado de corrosión del material de acero al carbono en ambiente atmosférico (CN103592214A). Oficina de Patentes y Marcas de China. <https://worldwide.espacenet.com/patent/search/family/050082441/publication/CN103592214A?q=artificial%20vision%20corrosion>
 49. Corrosión por picadura en aluminio. Wikimedia commons. https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Corrosi%C3%B3n_por_picadura_en_aluminio_-_02.jpg
 50. Garrido, J. L. (2019). Estudio del defecto de troquelado, corte y diseño en la corrosión y resistencia de probetas de aluminio y acero empleadas en la elaboración de servofrenos. Universidad Politécnica de Catalunya. <https://upcommons.upc.edu/handle/2117/180834>
 51. Montes, O. F. et al., (2016). Comportamiento a la corrosión del acero API X70 soldado por el proceso de doble arco sumergido inmerso en diferentes medios corrosivos, Asociación Brasileña de soldadura, Scielo. <https://doi.org/10.1590/0104-9224/S12102.07>
 52. International Standard, ISO 4628-2 (2003). Paints and varnishes-Evaluation of degradation of coatings-Designation of quality and size of defects, and of intensity of uniform changes in appearance, part: 2 assessment of degree of blistering, (p 6). <https://www.dinsenmetal.com/uploads/e0fb8ced1.pdf>