

UNIVERSIDAD DISTRITAL "FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS" - FACULTAD TECNOLÓGICA
PROYECTO CURRICULAR DE TECNOLOGÍA E INGENIERÍA MECÁNICA
FORMATO DE PROYECTOS DE GRADO


Nº DE RADICACIÓN: _____

INFORMACIÓN EJECUTORES

Ejecutor 1

Nombre (s):	Andrés Felipe	
Apellido (s):	Ramírez Moreno	
Código:	20171375026	
E-mail:	andframirez@correo.udistrital.edu.co	
Teléfono fijo:	2705642	
Celular:	3208793353	

Ejecutor 2

Nombre (s):	Cristian Camilo	
Apellido (s):	Castañeda Agudelo	
Código:	20172375001	
E-mail:	cccstanedaa@correo.udistrital.edu.co	
Teléfono fijo:	6085263	
Celular:	3134614425	

INFORMACIÓN DEL PROYECTO

Título del Proyecto:	AUTOMATIZACIÓN DEL ANÁLISIS CUANTITATIVO DE IMÁGENES METALOGRAFICAS DE ACEROS HIPOEUTECTOIDES	
Duración (estimada):	6 meses	
Tipo de Proyecto: (Marqué con una "x")	Innovación y Desarrollo Tecnológico	<input checked="" type="checkbox"/>
	Prestación y Servicios Tecnológicos	<input type="checkbox"/>
	Otro	<input type="checkbox"/>
Modalidad del Trabajo de Grado:	Monografía	
Línea de Investigación de la Facultad*:	Desarrollo tecnológico local e institucional	
Línea de Investigación del Proyecto Curricular**:	Materiales y procesos de manufactura	
Grupo de Investigación:	DISING-DISEÑO EN INGENIERÍA	
Proyecto de Investigación:	NA	
Áreas del conocimiento que involucra:	Automatización y ciencia de los materiales	

INFORMACIÓN PASANTÍA

Nombre de la empresa:	
Dirección:	
Teléfonos:	
Correo electrónico:	
Página Web:	

INFORMACIÓN COMPLEMENTARIA

Director: (Vo. Bo.)	John Alejandro Forero Casallas
Proyecto de Pasantía: (Tutor): (Vo. Bo.)	
Formulación Proyecto de Grado: (Profesor): (Vo. o.)	

AUTOMATIZACIÓN DEL ANÁLISIS CUANTITATIVO DE IMÁGENES
METALGRÁFICAS DE ACEROS HIPOEUTECTOIDES

CRISTIAN CAMILO CASTAÑEDA AGUDELO
ANDRÉS FELIPE RAMÍREZ MORENO

UNIVERSIDAD DISTRITAL FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS
FACULTAD TECNOLÓGICA,
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA MECÁNICA
BOGOTÁ D.C.

2018

AUTOMATIZACIÓN DEL ANÁLISIS CUANTITATIVO DE IMÁGENES
METALGRÁFICAS DE ACEROS HIPOEUTECTOIDES

CRISTIAN CAMILO CASTAÑEDA AGUDELO

ANDRÉS FELIPE RAMÍREZ MORENO

MONOGRAFÍA PARA OPTAR GRADO DE INGENIERO MECÁNICO

TUTOR

M.I. JOHN ALEJANDRO FORERO CASALLAS

UNIVERSIDAD DISTRITAL FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS

FACULTAD TECNOLÓGICA,

DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA MECÁNICA

BOGOTÁ D.C.

2018

CONTENIDO

ÍNDICE DE FIGURAS	5
ÍNDICE DE TABLAS	6
RESUMEN	7
INTRODUCCIÓN	8
1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	9
1.1. ESTADO DEL ARTE.....	10
1.1.1 Panorama internacional	10
1.1.2 Ámbito nacional.....	17
2. JUSTIFICACIÓN	19
3. OBJETIVOS	21
3.1 OBJETIVO GENERAL.....	21
3.2 OBJETIVO ESPECÍFICOS	21
4. MARCO TEÓRICO	22
4.1 INTERPRETACIÓN Y PROCESAMIENTO DE UNA IMAGEN DIGITAL	22
4.1.1 Filtros	22
4.1.2. Umbralización	23
4.1.3. Morfología	24
4.2 ACEROS DE BAJA ALEACIÓN.....	25
4.3 ANÁLISIS SUPERFICIAL DE LA FRACCIÓN VOLUMÉTRICA	27
5. METODOLOGÍA.....	30
5.1 FASE DE DOCUMENTACIÓN	30
5.2 FASE DE DISEÑO	30
5.2.1 Sub-fase de diseño Teórico	30

5.2.2 Sub-fase de diseño detallado.....	31
5.3 FASE DE PRUEBAS	31
6. CRONOGRAMA.....	32
7. PRESUPUESTO Y FUENTES DE FINANCIACIÓN.....	33
7.1. RECURSOS HUMANOS.....	33
7.2. RECURSOS DE SOFTWARE.....	33
7.3. RECURSOS DE HARDWARE	33
7.4. INSUMOS, FUNGIBLES Y GASTOS.....	33
8. REFERENCIAS.....	35

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Dibujos de referencia para las 6 clases de granos en aceros fundidos ISO-945.	11
Figura 2. Flujo de trabajo del enfoque de clasificación de la microestructura basada en la segmentación máxima votada utilizando FCNN (MVFCNN).	16
Figura 3. Familias de Filtros	23
Figura 4. Dilatación de píxeles en una imagen.....	24
Figura 5. Erosión de píxeles en una imagen	25
Figura 6. Fases de perlita y Ferrita de un Acero hipoeutectoide	27
Figura 7. Sección a estudiar de micrografía	28

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Costos y fuente de financiación para el desarrollo del proyecto.....	34
---	----

RESUMEN

En el siguiente trabajo se presenta la propuesta de grado para el desarrollo de un software para el análisis metalográfico cuantitativo de micrografías para aceros hipoeutectoides, teniendo en cuenta que en la actualidad no se cuenta con un software de carácter académico para este fin, ya que las licencias comerciales de estos programas son de muy alto costo. El software es capaz de determinar el tipo de acero de acuerdo al porcentaje de carbono y en base a éste encontrar las propiedades mecánicas del material con una base de datos que viene incorporada al software. El aplicativo se va a desarrollar por medio del software NI LabVIEW de National Instruments el cual es un entorno de programación gráfica (G) que utiliza íconos, terminales y cables en lugar de texto para ayudarle a programar como si fuera cualquier interfaz de programación.

Palabras clave

LabVIEW, procesamiento de imagen, Aceros hipoeutectoides, propiedades mecánicas

INTRODUCCIÓN

La metalografía cuantitativa es uno de los métodos más generalizados y efectivos de prueba en ciencia de los materiales, debido al gran avance de la tecnología de procesamiento de imágenes metalográficas, ya que poco a poco se ha venido automatizando este tipo de procedimientos, resultando en equipos y programas especializados en realizar de forma automatizada las pruebas de diferentes normas estándar como la ASTM. De hecho la misma ASTM ha desarrollado un estándar para hacer pruebas de forma automatizada como la ASTM E1382 que permite de forma semiautomática la determinación del tamaño de granos de muestras metalográficas.

En este trabajo se presenta el desarrollo de un software para el análisis metalográfico cuantitativo de micrografías para aceros hipoeutectoides, teniendo en cuenta las técnicas de procesamiento de imagen que actualmente se han desarrollado. La característica principal de este software es que automatiza el análisis metalográfico al determinar de manera sencilla los porcentajes presentes de las fases de una micrografía, utilizando las técnicas de procesamiento y análisis de imagen. Así mismo, el software es capaz de determinar el tipo de acero de acuerdo al porcentaje de carbono y en base a éste encontrar las propiedades mecánicas del material con una base de datos que viene incorporada al software.

El desarrollo de este programa se debe a que en el mercado actual el costo de este tipo de programas es muy alto, lo cual para la academia y pequeñas empresas resulta en un costo imposible de pagar, dificultando el desarrollo de la investigación y limitando el uso de los estándares. Por lo tanto se ha propuesto la creación de un software como una solución alternativa con el fin de que la academia pueda utilizar sin restricción este tipo de programa para la investigación.

1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

El acero es uno de los materiales más utilizados en la industria, debido a sus propiedades mecánicas. Estas propiedades mecánicas guardan una estrecha relación con su microestructura. Por lo cual la funcionalidad del material depende en gran medida de la forma y el tamaño de las fases presentes en la microestructura, debido a esto, su estudio a nivel mundial es muy extendido.

El análisis de la microestructura en aceros abarca diferentes fases presentes como: ferrita, cementita, austenita, perlita, bainita y martensita. En la actualidad el análisis cuantitativo de las fases en los aceros se hace de forma empírica usando imágenes metalográficas y su análisis depende en gran medida de la experiencia y habilidad del personal encargado. Sin embargo, el análisis cuantitativo de forma manual requiere mucho tiempo y puede generar errores por parte del personal, debido a factores humanos como el cansancio visual que conlleva el estudio de las imágenes metalográficas.

A nivel internacional el desarrollo de aplicativos para el análisis cuantitativo de microestructuras en los últimos años ha mostrado un gran avance, debido a la implementación de softwares más sofisticados que tienen una programación avanzada, ya que incorporan en su lógica redes neuronales o lógica difusa, es decir herramientas de inteligencia artificial que sorprendentemente han demostrado resultados satisfactorios en cuanto a su precisión en el reconocimiento de fases metalográficas en micrografías de aceros, permitiéndole al usuario reconocer que tipo de acero se está estudiando.

En el ámbito local no se han realizado avances significativos en el desarrollo de softwares para el reconocimiento de fases metalográficas en micrografías o reconocimiento de materiales, tanto en el ámbito académico como en la industria. No obstante, se han desarrollado herramientas para el estudio de micrografías de otro tipo de materiales, como las cerámicas, las cuales cuentan con funciones diferentes como la detección bordes y poros en la material.

En la actualidad estas herramientas profesionales existentes para el tratamiento de imágenes digitales en el campo de la ciencia de los materiales son pocas y con licencias muy costosas, con valores de entre 30000 y 40000 dólares Americanos, costos que una universidad no puede solventar. Por tal motivo se evidencia una carencia de un software académico para el análisis cuantitativo de muestras metalográficas, que tiene como consecuencia un aumento en el tiempo de estudio de muestras metalográficas, una alta dependencia de personal con experiencia y en muchos casos el uso de laboratorios especializados y de máquinas para ensayos destructivos para determinar propiedades de las muestras.

1.1. ESTADO DEL ARTE

1.1.1 Panorama internacional

En la actualidad el procesamiento de imágenes juega un papel importante en el desarrollo de sistemas automatizados en el campo de medicina, biología, ingeniería, arqueología, entre otros. No obstante, en la ciencia de los materiales dichos aplicativos se caracterizan por ser muy limitados y con costosas licencias. Por tal motivo y gracias al avance de la informática y electrónica, se han desarrollado investigaciones en la creación de software con mayor funcionalidad y de poco costo.

En el ámbito internacional el desarrollo de estos sistemas para ciencias de los materiales busca sobre todo la caracterización de fases metalográficas y la determinación del índice del tamaño de grano.

En el año 2008, en la escuela de información y ciencia de la Universidad Northeastern de Shenyang (China) los autores Wenjun Tan et al.¹, realizaron un estudio detallado sobre los sistemas de reconocimiento y procesamiento de imágenes metalográficas, teniendo en cuenta la caracterización de la microestructura, el área y tamaño de grano, el número de píxeles y la relación de aspecto (Q) que identifica la razón entre la medida de lo largo sobre lo ancho de un grano particular. A su vez se hace una comparación de dos herramientas para el reconocimiento de patrones, los algoritmos de coincidencia o las redes neuronales BP (Back Programation) en donde describe las ventajas y desventajas de utilizar cada una de ellas.

La conclusión a la que llegaron los autores para futuros estudios en procesamiento de imágenes metalográficas está en profundizar el desarrollo de todas las herramientas para reconocimiento de patrones, asimismo, construir una inteligencia híbrida (entre los algoritmos de coincidencia y las redes neuronales BP (Back Programation)) para poder resolver todos los tipos de microestructuras hasta las más complejas en el menor tiempo posible.

En la segunda conferencia internacional de procesamiento de imágenes digitales, para el año 2010 en India, los autores Prakash P, et al.² presentaron un programa desarrollado con el fin de clasificar, en base a la morfología del grano de grafito, los aceros fundidos por medio de redes neuronales. Como base utilizaron dos herramientas diferentes para describir la forma del grano, la primera es los

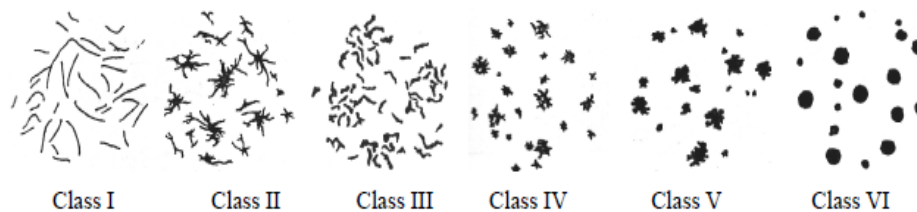
¹ WENJUN, Tan, et al. Study on Key Technology of Metallographical Image Processing and Recognition. En: 2008 Chinese Control and Decision Conference. 2008, pp. 1832-1837.

² PATTAN, Prakash.C; MYTRI, V.D. Y HIREMATH, P.S. Classification of cast iron based on graphite grain morphology using neural network approach. SPI. 2010, vol.75462S, pp.1-6.

descriptores de forma simple (SSD, siglas en inglés) y la segunda los momentos invariantes (MI).

El sistema de redes neuronales se alimenta inicialmente con las imágenes de las 6 clases de hierro fundido a base de grafito estipuladas, según la norma ISO-945 que se pueden observar en la figura 1. Bajo ellas se realizará la clasificación por medio de las dos herramientas. Los descriptores de forma simple (SSD), no son más que una serie de características geométricas ligadas a cada grano, redondez, excentricidad, alargamiento, ortogonalidad, por nombrar algunas; calculadas a través de las dimensiones de largo, alto y ancho de los granos en la muestra.

Figura 1. Dibujos de referencia para las 6 clases de granos en aceros fundidos ISO-945.



Fuente Prakash P, et al. Classification of cast iron based on graphite grain morphology using neural network approach,

El otro método son los 7 momentos invariantes de una imagen o momentos de Hu, son una serie de fórmulas matemáticas de espacios matriciales que indican la información de una imagen tomando la totalidad de píxeles en ella, los momentos de Hu son aquellos que no sufren ninguna alteración sin importar si se aplica traslación, rotación o escala a la imagen. Para el entrenamiento de la red neuronal utilizaron la base radial o por retro programación.

Como en todo los proyectos uno de los principales pasos es el preprocesamiento de la imagen y el entrenamiento de las redes neuronales. Los autores realizan cuatro alternativas para el desarrollo del programa, las cuales se basan en mezclar las dos herramientas de reconocimiento (SSD y MI) con las dos formas de programar las neuronas, base radial o retro programación. La conclusión obtenida es que el mejor método es la utilización de los cuatro primeros momentos invariantes de Hu con una red neuronal de base radial que brinda una precisión del 87% sin embargo, presenta un inconveniente al reconocer los granos de la clasificación IV y V, de la norma ISO, debido a su gran similitud. Todo se puede mejorar enfocando en la calidad de la imagen y en su procesamiento.

En el año 2012, en Estados Unidos, C. Grande³ analiza la práctica del procesamiento de imágenes para el análisis y explora cuestiones y preocupaciones que el usuario debe tener en cuenta. Así mismo explica los pasos necesarios para el análisis de imágenes aplicado a varias áreas como la metalografía.

El procesamiento de imagen, la edición de imagen, la selección de las características y, el análisis estadístico e interpretación, son los pasos que generalmente se utilizan para el análisis de imagen. En estos se tiene en cuenta conceptos importantes como pixel, resolución, ampliación y se describen procesos de mejora de imágenes como la corrección de sombreado, la umbralización (convertir la imagen a blanco y negro), segmentación (dividir la imagen en varios grupos de píxeles) y binarización de la imagen, con el fin de eliminar ruido, refinar la imagen, suavizar bordes y acentuar las características a medir.

Al final se concluye que el usuario debe determinar si el tiempo dedicado a desarrollar un conjunto de pasos de procesamiento para lograr un análisis computarizado de la imagen está justificado para la aplicación, ya que algunas imágenes que tiene características obvias para el ojo humano suele mejor rastrear manualmente que con computador. Sin embargo, el beneficio del análisis de imágenes automatizado es que las identificaciones a veces sutiles de las características pueden arrojar respuestas que el usuario nunca habría adivinado basándose en inspecciones rápidas de la microestructura.

En México para el años 2013, H. Peregrina-Barreto et al.⁴ plantea una metodología, basándose en las normas ASTM E112-96 y ASTM E1382-97, para obtener el tamaño de grano de un acero de bajo carbono AISI 1010. En él se tiene en cuenta, para el procesamiento de imágenes, una serie de pasos iniciando con la simplificación de la imagen donde se consideran los valores de la intensidad de gris de un grupo de píxeles para homogenizar la imagen, posterior a él, viene la eliminación de ruido que busca la eliminación de los defectos puntuales en el grano. Para continuar, se establece la división entre los granos y los límites, el umbral, que es particular para cada tipo de imagen, según su calidad y distribución. Finalmente con la imagen ya procesada, se divide los granos dilatando las secciones donde los límites no se conectan.

La imagen final para la medición del tamaño de grano es una imagen sin los granos cortados por el área de estudio y con los límites bien definidos para un recuento rápido que facilita el cálculo del tamaño de grano. Se realizaron estudios comparativos con valores obtenidos por otros métodos manuales, tanto en el laboratorio de estudio como en otros laboratorios y los resultados de tamaño de

³ GRANDE. James.C. Principles of Image Analysis. Metallography, Microstructure, and Analysis. 2012, vol 1, pp. 227–243.

⁴ PEREGRINA BARRETO,H., *et al.* Automatic grain size determination in microstructures using image processing. In: Measurement, vol.46, Issue 1, 2013, pp.249-258.

grano variaban poco. De este proceso se logró concluir la facilidad en la cual el análisis de imágenes en la ciencia de los materiales puede tomar cuestión de segundos y con incertidumbres bajas, sin embargo, presenta problemas cuando no encuentra áreas homogéneas lo cual dificulta lo más importante que es encontrar el valor del umbral adecuado, esto se deja a criterio del operario basándose en las características de cada imagen. El método usado en este proyecto demuestra que los resultados son determinados con una incertidumbre baja, con poco consumo de tiempo y sin necesidad de herramientas especializadas, funciona tanto en muestras buenas y malas tomadas por el microscopio.

Para el año 2015 en la Universidad de Texas en Tyler, las estudiantes Adarsh Kesireddy y Sara McCaslin⁵ desarrollan, con base a un sistema de redes neuronales con base radial, un sistema de preprocesamiento de imágenes metalográficas basadas en las propiedades de la textura de las mismas. La red neuronal debe estudiar 6 parámetros de ingreso: la entropía definida como la diferencia de valores entre los píxeles; el contraste, variación local de intensidad; homogeneidad, detección de trastornos; picos en el histograma de frecuencia, valores objetivos a nivelar; y porcentaje de píxeles negros. La salida es una sola, el cálculo de la fase de mayor predominancia en la metalografía.

Las redes neuronales son entrenadas con 50 probetas diferentes de varios tipos de acero, sin condicionar su porcentaje de carbono, luego los datos de entrenamiento son validados con otras 50 probetas, diferente entre si y diferentes a las anteriores. El proyecto no está restringido a aceros con cierta cantidad de porcentaje de carbono, o solo al cálculo de perlita y de ferrita, sin embargo cuando se hace un análisis con martensita su efectividad disminuye, ya que es difícil diferenciar las texturas.

Las autoras ultiman presentado el alto nivel de diferencia entre perlita y ferrita con el que cuenta la aplicación además, de la capacidad de encontrar mezclas entre cementita y martensita también, el porcentaje de error es considerable con base a estudios anteriores tanto del área metalográfica u otras, hecho que le da un alto potencial a futuro no solo para materiales metálicos incluso a materiales compuestos, al análisis de sus fibras o en materiales cerámicos, partiendo de la investigación más profunda en el desarrollo de las técnicas de procesamiento de imágenes.

Las mismas dos estudiantes del artículo anterior A. Kesireddy y S. McCaslin⁶ en simultaneo desarrollaron una metodología para encontrar el porcentaje de área de

⁵ KESIREDDY, Adarsh y MCCASLIN, Sara. Application of Image Processing Techniques to the Identification of Phases in Steel Metallographic Specimens. In: New Trends in Networking, Computing, E-learning, Systems Sciences, and Engineering. Vol. 312, 2015, pp. 425-430.

⁶ KESIREDDY, Adarsh y MCCASLIN, Sara. Using Mathematica to Accurately Approximate the Percent Area of Grains and Phases in Digital Metallographic Images. In: Innovations and Advances

las fases en diferentes metales usando procesamiento de imágenes en Mathematica 8. Como la mayoría de estudios todo se edifica a partir del preprocesamiento de la imagen obtenida desde el microscopio, extraer la mayor información de la imagen original para convertirla en escala de grises y filtrarla, todo con el fin de determinar las características del material.

El programa Mathematica cuenta con altas capacidades de procesamientos de imágenes respecto a otros. Para procesar la imagen primero se debe exportar al programa, luego convertirla a escala de grises y por último, escoger, según la necesidad, un tipo de filtro para suavizar la calidad. Utilizan dos muestras para realizar el estudio, un acero para herramientas y un aluminio fundido, el primer y segundo paso es similar para las dos, sin embargo, al momento de escoger el filtro se observa que de la gran variedad que hay, el mismo filtro no es el más favorable para los dos, esto se debe a la naturaleza de la imagen. A manera de conclusión se determina la importancia de escoger el filtro adecuado para la cuantificación de la imagen ya que no todos desempeñan la misma función por ejemplo: el filtro Gaussiano es mejor para resaltar los bordes, los filtros Mean, Median, Sharpen trabajan bien las zonas del grano y resalte de fases. El tamaño de la imagen de igual forma es fundamental en la cantidad de distorsiones que tenga, ya que al mejorar las imágenes más grandes se tiene un menor impacto en la pérdida de la información.

Para ese mismo año, en la Universidad de Maribor, Eslovenia, Paulic et.al ⁷ presenta un sistema inteligente desarrollado para la predicción de propiedades mecánicas del material basado en imágenes metalográficas. El material para el análisis es un hierro dúctil austemperado (ADI), aunque el programa no se limita a este tipo de material.

Para la determinación de las propiedades mecánicas del material como la resistencia máxima a la tracción, el límite elástico del material, el factor de coherencia de fase entre las superficies y la resistencia a la fractura. Primero el sistema determina las proporciones de fases presentes (grafito, ferrita y ausferrita) de una imagen metalográfica proporcionada por el microscopio, para luego tomar estos datos de entrada en una red neuronal orientada que se encarga de predecir las propiedades basadas en datos adquiridos anteriormente de imágenes metalográficas.

Este sistema está compuesto de dos módulos. El primero modulo del sistema es un algoritmo para la extracción de características de imágenes metalográficas que se obtuvieron con el microscopio. El algoritmo en primer lugar realiza una lectura de la

in Computing, Informatics, Systems Sciences, Networking and Engineering. 2015, vol. 313. Pp.365-370.

⁷ PAULIČ, Matej. Intelligent system for prediction of mechanical properties of material based on metallographic images. 2015, vol.23, no. 6, pp. 1419-1424.

imagen en color (RGB) y realiza una corrección de cada componente del color rojo, verde y azul. Posteriormente transforma la imagen de color a escala de grises y finalmente realiza la segmentación de la imagen por medio de la umbralización con el fin de determinar las proporciones de grafito, ferrita y ausferrita.

El segundo módulo es una red neuronal de alimentación avanzada para la predicción de las propiedades mecánicas del material. La red neural consta de una capa de entrada de neuronas, cuatro capas ocultas de neuronas y una capa de salida de neuronas, así mismo utiliza una función de transformación de Tan-Sigmoid para las capas ocultas. La entrada para el entrenamiento de la red neuronal son las proporciones de ferrita, grafito y ausferrita extraídas de la imagen metalográfica. Para el entrenamiento de redes neuronales artificiales, se usaron propiedades mecánicas del material, que se midieron mediante pruebas mecánicas.

El trabajo concluye que el algoritmo procesó con éxito imágenes metalográficas y de ellas obtuvo información sobre proporciones de grafito, ferrita y ausferrita, así mismo la predicción de las propiedades mecánicas que se realizó mediante la red neuronal se hizo hasta tal punto que tuvo un error aceptable, sin embargo los autores recomienda que para que el sistema de predicción de propiedades mecánicas con la ayuda de redes neuronales artificiales sea aún más eficiente, confiable y robusto, se debe actualizar y agregar información a la base de datos de capacitación.

Así mismo para un trabajo futuro se piensa agregar al sistema de predicción de propiedades algunas características nuevas de las imágenes metalográficas como la posición y densidad de la composición microestructural individual del material, ya sea la posición de la composición microestructural individual en los límites de los granos, o si se distribuye uniformemente a través de todo el material, porque esto tiene un gran efecto sobre las propiedades mecánicas del material.

En el año 2017, en el Instituto Planck y la Universidad de Saarland, en Alemania, Azimi et. al⁸ desarrollaron un método de aprendizaje profundo para la clasificación de microestructuras basándose en los componentes microestructurales de aceros bajo en carbono. Este novedoso método emplea una segmentación a nivel de píxel a través de redes neuronales completamente convolucionales acompañadas de un esquema de votación máxima (MVFCNN).

Este método utiliza un enfoque basado en la segmentación basado en redes neuronales completamente convolucionales (FCNN) que es una extensión de las redes neuronales convolucionales (CNN) acompañadas de un esquema de votación máxima para clasificar los objetos de la microestructura. Este sistema propuesto aumenta considerablemente la precisión de clasificación en comparación con el

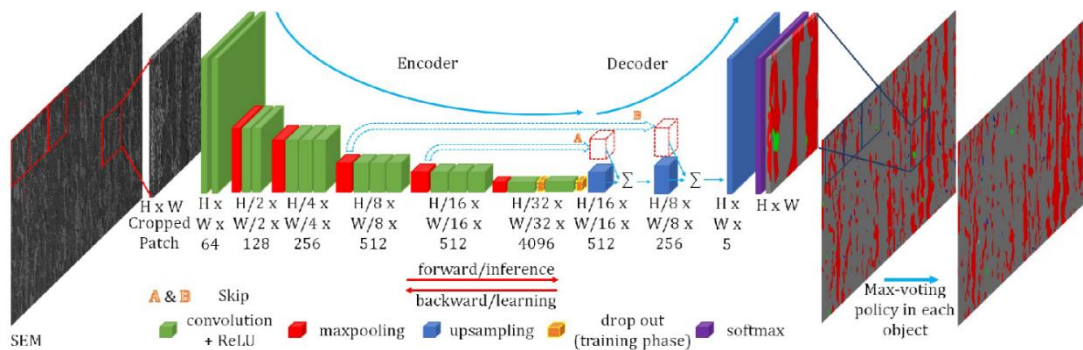
⁸ AZIMI, Seyed Majid, *et al.* Advanced Steel Microstructure Classification by Deep Learning Methods. In: Scientific Reports. 2018, vol 8, no.2128, pp. 1-14.

estado de la técnica. También muestra la efectividad de los enfoques basados en píxeles en comparación con los basados en objetos en la clasificación de microestructuras.

En este trabajo, se aplicaron métodos de aprendizaje profundo para clasificar cada objeto de acero recortado de imágenes de Microscopía electrónica de barrido (SEM) o Microscopía óptica de luz (LOM), que llamamos clasificación de microestructura basada en objetos. Luego explica los métodos principales que clasifican cada píxel como una de las clases de microestructura y luego se clasifica cada objeto considerando las clases de píxeles dentro del objeto.

Debido al cambio de tamaño de cada imagen de objeto recortada a un tamaño fijo, como se requiere en el enfoque CNN basado en objetos, el cual supone destruir información valiosa relacionada con la textura de fase mediante una fuerte distorsión, se utiliza la FCNN en este método de aprendizaje profundo, ya que permite la clasificación por píxel (segmentación) con cualquier tamaño de imagen. Este enfoque de clasificación de microestructura basado en la segmentación de imágenes SEM o LOM utiliza el esquema FCNN y de votación máxima para clasificar cada objeto (MVFCNN). En la figura 2 se muestra en flujo de trabajo de este método.

Figura 2. Flujo de trabajo del enfoque de clasificación de la microestructura basada en la segmentación máxima votada utilizando FCNN (MVFCNN).



Fuente Azimi, et. al. Advanced Steel Microstructure Classification by Deep Learning Methods.

Los autores concluyen que el método redes neuronales completamente convolucionales con votación máxima (MVFCNN) logra una precisión de clasificación del 93.94%, superando drásticamente el método avanzado con una precisión del 48.89%, lo que indica la efectividad de los enfoques de píxeles. Sin olvidar, que aparte del resultado de alta precisión, se puede lograr una predicción muy rápida. Además se concluye que la segmentación basada en píxeles utilizando redes neuronales plenamente convolucionales es una forma efectiva y sólida de

determinar la distribución y el tamaño de diferentes microestructuras cuando estas redes están entrenadas de principio a fin.

A nivel latinoamericano, para el año 2013, en Ecuador, Cepeda y Nogales⁹ crean un software con LabVIEW para hacer una base de datos de reconocimiento de probetas de metalográficas, utilizando como referencia 31 probetas entre materiales ferrosos y no ferrosos, el objetivo del programa es que este reconozca la imagen de una muestra metalográfica y la clasifique en cualquiera de los 31 tipos de material que se encuentra en la base de datos, a su vez se obtiene información de composición, identificación a la norma que pertenece el material, diagrama hierro carbono y aplicaciones. El autor concluye que se puede lograr la comparación utilizando LabVIEW con las herramientas VISIÓN e IMAQ y para mejorar el proceso se recomienda tener al menos 5 imágenes en la base de datos por material en la base de datos para así mejorar el reconocimiento de patrones.

1.1.2 Ámbito nacional

En el ámbito nacional a nivel académico se han realizado diferentes investigaciones en cuanto a la optimización de procesamiento de imágenes y software para la determinación de porosidades en materiales cerámicos.

En la Universidad del Cauca en Popayán, para el año 2009, García, Pencue y Gaona¹⁰, desarrollan un software para el reconocimiento de forma y borde, en sistemas cerámicos, para determinar el tamaño de grano y poro y ser comparado con el programa IQMaterials. Para diferenciar bien el límite de frontera entre poro y grano se usó un detector por momentos estadísticos y un filtro llamado filtrado no lineal, para evitar desdibujar las fronteras entre los poros y los granos. Es necesario una adecuada preparación de la muestra para no generar saturaciones en la misma. Los autores culminan calculando el tamaño medio de grano y el tamaño medio de poro, haciendo uso de un estudio preciso del contenido de porosidad y del tamaño de partícula, correlacionando tres parámetros básicos: redondez, diámetro equivalente y nivel de gris, comparan estos valores con los expuestos por la ASTM E112 y con los del programa IQMaterials, lo cual arroja un grado alto de confiabilidad y rapidez de los tiempos.

⁹ CASTRO, Lidia y NOGALES, Alex. AUTOMATIZACIÓN DE LA OBSERVACIÓN METALGRÁFICA DE LAS MICROESTRUCTURAS DE LOS MATERIALES MEDIANTE LA APLICACIÓN DE LABVIEW. Trabajo de grado ingeniero industrial: Universidad de Chimborazo, 2013. 221p.

¹⁰ GARCIA, oscar; PENCUE, Leonario y GAONA, sonia. SISTEMA DE EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS MICROESTRUCUTRALES DE SISTEMAS CERÁMICOS UTILIZANDO TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES. En: Revista Latinoamericana de Metalurgia y Materiales [online]. 2009, vol.s1, no.1, pp 327-333.

En la Universidad Distrital Francisco José de Caldas, Pérez, Hernández y Güiza¹¹, desarrollaron un software de procesamiento de imágenes metalográficas obtenidas en el microscopio PME3. Para la fecha de elaboración del aplicativo 2011, el microscopio no tenía comunicación con un computador y para lograr almacenar una imagen era necesario usar una cámara de rollo. En este proceso la calidad de la imagen obtenida no era la mejor, con el diseño de este software además de crear una base de imágenes que permite almacenarlas, permitirá suavizar sus bordes, cambiar su brillo, zoom, etc.

En el trabajo se presentan las características especiales que tiene el Hardware (microscopio PME3), elementos y modo de conexión para poder describir las características del software que diseñaron, los parámetros y su arquitectura también, describen las opciones que se podrán encontrar para editar las imágenes metalográficas tales como: medición entre dos puntos, comparación entre dos imágenes, suavizamiento y bordes, escala de grises, giro, recorte y zoom. Los resultados obtenidos con este aplicativo fueron mejorar la calidad de la imagen para facilitar su estudio. Al proyectar la imagen a la pantalla de computador el acceso a la información pasó a ser más eficiente, versátil y rápida también, la creación de una base de imágenes de diversos materiales aumentó la usabilidad del microscopio.

En el país se han presentado desarrollos respecto a procesamiento de imágenes en otras áreas de estudio como la medicina, también, se especializa en las tareas de control de calidad de alguno de los productos en las empresas tales como la calidad de los granos de café según el aspecto que tenga o la estructura morfológica de un hormigón para determinar su resistencia a la compresión.

¹¹ PEREZ, Miguel; HERNÁNDEZ, Henry y GÜIZA Geimar. APLICACIÓN PARA PROCESAMIENTO DE IMÁGENES METALOGRÁFICAS DESDE PME3. In: VISIÓN ELECTRÓNICA [online]. 2011, vol.5, no.2, pp. 106-121.

2. JUSTIFICACIÓN

Dentro del área de la ciencia de los materiales el uso de softwares especializados ha ido reemplazando la intervención humana con el fin de tener mayor precisión y por supuesto, evitar errores humanos. Hoy en día en este campo de la ciencia, se busca la automatización de los procesos de análisis de microestructuras para poder desligar la alta dependencia de expertos y laboratorios especializados. Así mismo, se busca una reducción en los costos de estos procesos y una disminución del tiempo de estudio. Sin embargo, en la actualidad esta automatización presenta un gran reto, debido a que los softwares disponibles en el mercado, tienen licencias muy costosas que impiden la implementación de estos programas en industrias pequeñas o en el ámbito académico, si se habla de las universidades.

Varias soluciones de software libre se han propuesto por diferentes autores como se menciona anteriormente. No obstante, se ha evidenciado que en algunos de ellos la precisión no es muy alta o en otros casos requieren una cantidad de memoria, instrumentos, o tiempo de procesamiento que no dan resultados satisfactorios. Aun así, gracias a los grandes avances en el campo de la inteligencia artificial y su aplicación en el procesamiento y análisis de imágenes, gradualmente se ha utilizado técnicas como las redes neuronales para la clasificación y caracterización de muestras metalográficas, dando resultados prometedores.

No obstante, el uso de redes neuronales en estos tipos de softwares requiere de una extensa base de datos y consumo de memoria lo cual aumenta el costo operativo de estos programas al tener que utilizar equipos con especificaciones técnicas altas. Por lo anterior, las técnicas de procesamiento de imagen como los filtros, la Umbralización binaria y los filtros morfológicos resultan más atractivas para el desarrollo de un software de bajo costo de operación, ya que el requerimiento de recursos tecnológicos es más bajo.

Para el desarrollo de este aplicativo, el software LabVIEW presenta ventajas respecto a la mayoría de lenguajes de programación, ya que la programación G, que utiliza este software, se desarrolla cableando iconos gráficos en un diagrama que compila directamente a código máquina de modo que los procesadores del ordenador pueden ejecutarlo. Este es un atributo que permite que la programación sea más intuitiva y no se necesite de conocimientos avanzados y aunque su representación sea de manera gráfica en lugar de texto, contiene los mismos conceptos de programación que se pueden encontrar en la mayoría de los lenguajes tradicionales.

Por tal motivo en este trabajo se busca desarrollar un software con el uso de del programa NI labVIEW de National instrument y el uso de las herramientas de procesamiento de imágenes de este software, mejorando así el estado del arte y la

técnica, la reducción de tiempo y costos para la comunidad académica que trabaja en este campo de la ingeniería mecánica.

3. OBJETIVOS

3.1 OBJETIVO GENERAL

Automatizar el procesamiento y análisis de imágenes metalográficas para aceros hipoeutectoides.

3.2 OBJETIVO ESPECÍFICOS

- Seleccionar de los métodos existente de análisis de imagen el que cumpla con las mejores características de precisión, costo y tiempo.
- Recolectar imágenes metalográficas de los trabajos realizados en la universidad o de fuentes externas.
- Desarrollar el aplicativo de procesamiento y análisis de imágenes metalográficas con la información recolectada.
- Caracterizar aceros de bajo y medio carbono mediante el cálculo del porcentaje de sus fases y contenido de carbono usando el aplicativo.
- Crear una base de datos de los aceros hipoeutectoide que contenga las propiedades como contenido de carbono, dureza, esfuerzo de fluencia y esfuerzo de tensión.
- Comparar los resultados de los porcentajes de fases, utilizando el software imageJ.

4. MARCO TEÓRICO

4.1 INTERPRETACIÓN Y PROCESAMIENTO DE UNA IMAGEN DIGITAL

Una imagen es el resultado de la combinación de tres factores que intervienen en el proceso de captura de la imagen: el color de la luz, el material de la superficie de los objetos y la sensibilidad de la cámara. Cuando se captura una imagen se obtiene una matriz de puntos, lo que normalmente se conoce como píxeles, cada píxel viene dado por tres valores numéricos (RGB), que en general están en el rango entre 0 y 255, donde el 0 indica la ausencia de color y el 255 indica la máxima representación de ese color en un punto.

En ese sentido, el procesamiento se define como los procedimientos de manipulación de una imagen para mejorar el contraste o visualización de ciertas características con el fin de tener un análisis de imágenes más preciso, es decir extraer información útil de ella. Dentro de los procedimientos de manipulación de una imagen se encuentran las técnicas de filtrado (mejora de la imagen), Umbralización y morfología de la imagen. Teniendo en cuenta lo anterior, se hace indispensable conocer estas técnicas de manipulación de imagen que se utilizarán para el programa.

4.1.1 Filtros

Los filtros de imagen de acuerdo a Relf¹² son rutinas que suprimen o mejoran los datos para cumplir con un particular criterio específico. Los usos típicos de filtros incluyen una mejora del área de alto contraste, detección de borde y suavizado. Los dos tipos generales de filtros son lineales (referido a una convolución) y no lineal. Los filtros lineales están diseñados para volver a calcular el valor del PUI (Pixel under investigation- píxel bajo mira) en función de su valor original y los valores de quienes lo rodean. En el caso de los filtros no lineales su teoría es más difícil y requieren conocimientos más profundos que en este no se abarcan.

Por lo general en teoría de imagen y color los filtros son una matriz cuadrada de dimensiones 3x3, 5x5 o 7x7, que tiene como función manipular los valores de la matriz de píxeles de la imagen con el fin de adecuar la imagen con las características que el usuario desea. Existen filtros predefinidos con diferentes funciones los cuales son Gaussiano, Gradiente, Laplaciano y Suavizado.

El filtro Gaussiano es conocido como una técnica efectiva de minimización del ruido efectiva, a menudo se conoce como un filtro de suavizado en forma. Se caracteriza

¹² RELF, G. Christopher. Image processing. En: Image Acquisition and Processing with LabVIEW. Boca Raton, 2004. P. 85-137.

por tener valores netamente positivos y mayores a 1 en las componentes de su matriz. Por otro lado una de las familias más interesantes de los filtros es el gradiente, este filtro es particularmente útil cuando se intenta mapear variaciones de intensidad a lo largo de un eje específico de la imagen, otra de las características útiles del filtro gradiente es su capacidad para aumentar el aparente espesor de los bordes detectados. Los números en las posiciones de la matriz están entre los rangos del cero al tres tanto negativos como positivos, destacando la dirección de la imagen donde se encuentran los negativos.

Asimismo, se tiene el filtro Laplaciano cuya finalidad es la mejora de los contornos pero no en una sola dirección sino en todas. La estructura de su matriz cuenta con la particularidad de que su posición opuesta respecto al centro de la matriz son del mismo valor. Por último, se encuentra el filtro de suavizado, el cual es simplemente un filtro promedio que caracteriza y detalla las formas de los objetos y es el más utilizado a menudo para minimizar el ruido. Su matriz es de solo números positivos y con poca diferencia entre ellos.

A continuación en la figura 3 se puede apreciar las matrices de los filtros antes mencionados.

Figura 3. Familias de Filtros



Fuente Image Acquisition and Processing with LabVIEW

4.1.2. Umbralización

El umbral, conocido como thresholding, permite seleccionar rangos de los valores de intensidad de pixel en escala de grises en imágenes, comprimiendo valores fuera del rango a sus respectivos extremos. Uno de los umbrales más conocidos es el umbral binario, el cual suprime los píxeles con intensidades por fuera del intervalo de umbral a un valor de 0 y, resaltando aquellos dentro del intervalo mediante los valores de intensidad máximo en este caso 255 como se evidencia en la ecuación 1.

$$I_{nueva} = \begin{cases} 0 & I_{antigua} < limite_{inferior} \\ 255 & I_{antigua} > limite_{superior} \\ & limite_{inferior} \leq I_{antigua} \leq limite_{superior} \end{cases} \quad \text{Ec.(1)}$$

Donde

I_{nueva} es la intensidad nueva del pixel

$I_{antigua}$ es la intensidad antigua del pixel

$limite_{inferior}$ es el valor más bajo del umbral para designar la intensidad de una de las dos fases

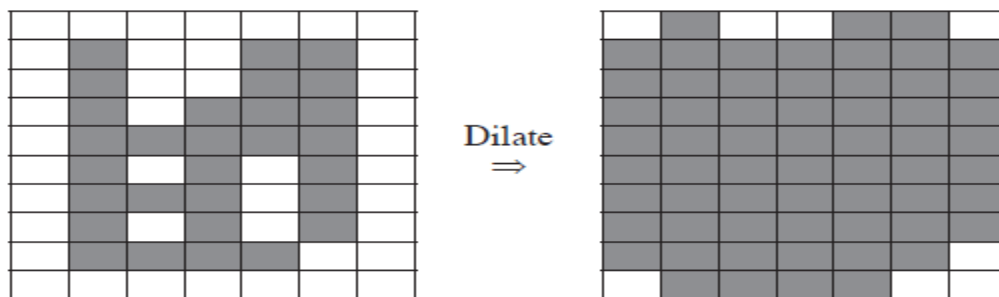
$limite_{superior}$ es el valor más alto del umbral para designar la intensidad de una de las dos fases.

4.1.3. Morfología

Cuando se aplica morfología a una imagen de acuerdo a Refil¹³ se refiere a la alteración de la forma usando rutias de computador. Las operaciones morfológicas generalmente se basan en los pixeles vecinos del valor PUI, los dos tipos principales de operaciones morfológicas binarias son: erosión y dilatación, existen otras operaciones morfológicas pero generalmente son combinaciones de las dos.

La operación de dilatación se refiere a la expansión espacial de un objeto con el potencial de aumentar su tamaño, llenado de agujeros y conectar objetos vecinos como se puede observar en la figura 4.

Figura 4. Dilatación de pixeles en una imagen

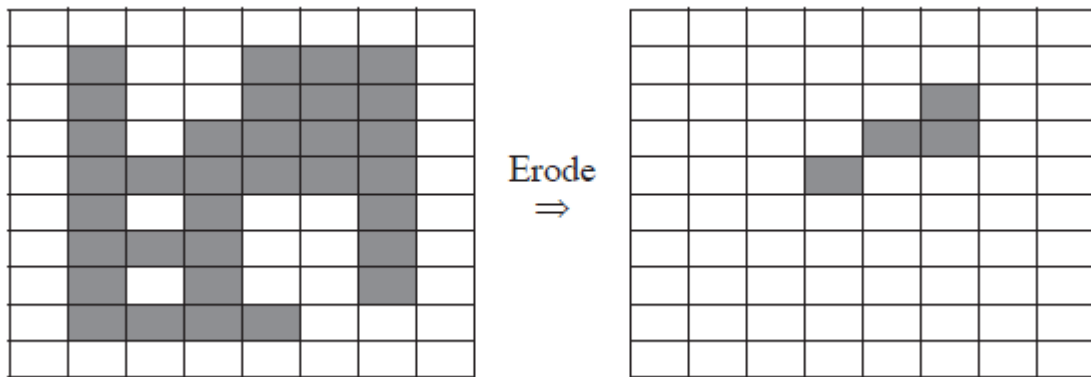


Fuente Image Acquisition and Processing with LabVIEW

¹³ RELF, G. Christopher. Morphology. En: Image Acquisition and Processing with LabVIEW. Boca Raton, 2004. P.141-163.

Por otro lado, la operación morfológica de erosión, realiza una remoción de píxeles con valores de intensidad muy bajos potencialmente abriendo agujeros en el objeto, esto con el fin de eliminar el ruido de la imagen y la información innecesario de tal modo que solo que es importante para caracterizar la imagen. En la imagen 5 se puede observar que función realiza la operación erosión.

Figura 5. Erosión de píxeles en una imagen



Fuente Image Acquisition and Processing with LabVIEW

Algunos de los otros filtros morfológicos se obtienen de mezclar las dos operaciones anteriormente mencionadas, este es el caso del filtro close, el cual realiza primero una dilatación de los píxeles y posteriormente una erosión por otro lado, el filtro open realiza primero la secuencia opuesta al filtro close, es decir primero erosionar la imagen y luego dilatarla.

4.2 ACEROS DE BAJA ALEACIÓN

El objeto de estudio de este trabajo se va a centrar en los aceros, específicamente en los aceros de baja aleación, ya que son los materiales con más uso industrial y sus características metalográficas permiten su fácil reconocimiento en las micrografías. Por consiguiente, en el apartado siguiente se va a abordar el marco de referencia, para los aceros de baja aleación y la subcategoría de aceros hipoeutectoides, ya que es imprescindible para el desarrollo de este trabajo.

El termino de acero de baja aleaciones hace referencia a las aleaciones de hierro con un porcentaje de carbono entre el 0,03 – 2,11 %, estas aleaciones tienen concentraciones minúsculas de otros elementos que permiten que estos materiales

tengan buenas propiedades mecánicas como resistencia a la tracción y tenacidad. Los aceros de baja aleación se clasifican de acuerdo a su contenido de carbono en:

1. Hipoeutectoides: son los aceros que tiene un contenido bajo o medio de carbono entre rangos de 0,022% al 0,8% y sus fases presentes son ferrita y perlita.
2. Eutectoides: son los aceros que alcanzan un contenido de carbono de 0,8% y presentan una única fase de perlita.
3. Hipereutectoides: si el porcentaje de carbono oscila de 0,81 al 1,70% se clasifica como acero hipereutectoide.

4.2.1 Aceros hipoeutectoides

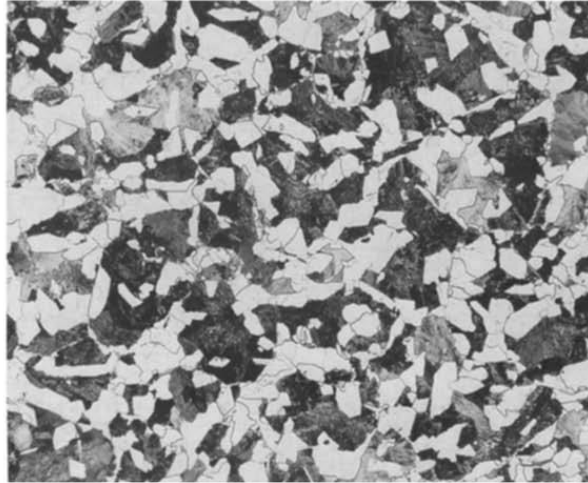
Todos los son aceros que tiene una composición inferior al 0.8% en carbono se denominan aceros hipoeutectoides. Estos aceros se caracterizan por presentar una microestructura bifásica compuesta por ferrita y perlita. De acuerdo a Bramfitt¹⁴ los aceros estructurales más comunes producidos tienen una microestructura mixta de ferrita y perlita. Sus aplicaciones incluyen vigas para puentes y edificios de gran altura, placas para barcos y barras de refuerzo para carreteras. Estos aceros son relativamente baratos y se producen en grandes tonelajes. También tienen la ventaja de poder producirse con una amplia gama de propiedades.

La estructura cristalina bifásica de los acero hipoeutectoides ocurre de acuerdo a Fortune¹⁵ cuando un acero con un contenido menor al 0.8 % que se encuentra a alta temperatura (900°C) se enfría lentamente y pasa por diferentes fases metalográficas (austenita homogénea, austenita mas ferrita proeutectoide) hasta llegar a la temperatura ambiente y formar lo que se conoce como una estructura ferrita-perlita. Si se observa esta microestructura a través de un microscopio se puede observar que los granos de ferrita primaria se ven de color claro mientras que los granos de perlita se ven como granos oscuros como se aprecia en la figura 6.

¹⁴ BRAMFITT, Bruce, Structure / Property Relationships in Irons and Steels. In: Metals Handbook Desk Edition [online]. 1998, vol.1, no.1, p.153-173.

¹⁵ FORTUNE, William. Structure and properties of engineering alloys. 2 ed, vol.1. New York: McGraw-Hill,1996, p.630.

Figura 6. Fases de perlita y Ferrita de un Acero hipoeutectoide



Fuente Fortune, Structure and properties of engineering alloys

4.3 ANÁLISIS SUPERFICIAL DE LA FRACCIÓN VOLUMÉTRICA

Achille Delesse, geólogo francés, demostró que la fracción volumétrica (V_v) de un mineral cualquiera puede ser estimada a partir de la proporción del área visible en la sección. En consecuencia, la ASTM¹⁶ siguiendo este principio en su estándar E1245 para muestras semiautomáticas establece que si se tiene una micrografía de la sección de un material en la cual se puede observar las fases presentes, se puede determinar la fracción de volumen de cualquier fase como la fracción de área como se muestra en la ecuación 2.

$$V_V = A_A = \frac{A_i}{A_T} \quad \text{Ec. (2)}$$

Donde

V_V es la fracción de volumen de la fase

A_A es la fracción de área de la fase

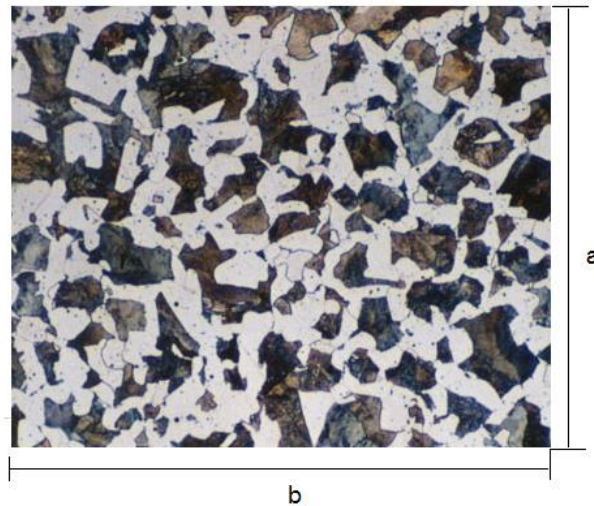
A_i es el área detectada de la fase

¹⁶ ASTM. Determining the Inclusion or Second-Phase Constituent Content of Metals by Automatic Image Analysis. E1245-03. West Conshohocken, 2008. 8 p.

A_T es el área total de medición (campo de visión microscopio)

Por lo anterior si se tiene una micrografía de un acero hipoeutectoide como se muestra en la figura 7, cuya área total de medición está dada por el producto de la dimensión b y a, entonces se puede determinar la fracción de área de la fase de perlita o ferrita utilizando la ecuación 2.

Figura 7. Sección a estudiar de micrografía



Fuente Micrograph Library university of cambridge

No obstante, en micrografías de aceros el área de una fase está dada por la suma de las áreas de los granos que representa esa fase. Por consiguiente en un acero hipoeutectoide se puede determinar la fracción de área de la ferrita (α) o perlita, utilizando las ecuaciones 3, 4 y 5.

$$A_\alpha = V_\alpha \quad \text{Ec. (3)}$$

$$A_i = \sum_{i=1}^n \alpha_i \quad \text{Ec. (4)}$$

$$A_\alpha = \frac{A_i}{a \cdot b} \quad \text{Ec. (5)}$$

Donde

V_α es la fracción de volumen de la fase ferrita

A_α es la fracción de área de la fase de ferrita

A_i es el área total detectada de la fase de ferrita

a_i es la área iesima de la fase de ferrita

$a \cdot b$ es el área total de medición (micrografía)

En ese sentido el procedimiento para hallar la fracción de volumen de una fase metalográfica de un acero consiste primero en tener en cuenta que la fracción volumétrica es equivalente a la fracción de área de acuerdo a la ecuación 3. Posteriormente se determina el área de la fase a calcular como la suma del área de todos los granos que representan esa fase como se muestra en la ecuación 4. Finalmente se determina la fracción de área de la fase con la ecuación 5, como el cociente entre el área total detectada de la fase y el área total de medición que representa el área total de la micrografía, y se consigue como el producto de las dimensiones de la imagen.

En este caso, dado que la idea es extraer información respecto a las fases de perlita y ferrita en aceros hipoeutectoides, se debe tener en cuenta que con el arreglo de la imagen se puede diferenciar la fase de perlita, pixeles de color negro y, la fase de ferrita pixeles de color blanco. Dado que se puede conocer la fracción de área de ambas fases con lo el conteo de los pixeles que representan el área de cada fase, es posible de acuerdo a la regla de la palanca, como lo menciona Callister¹⁷, encontrar el porcentaje de carbono de esa imagen metalográfica utilizando la ecuación 6 y 7.

$$W_f = \frac{0.77 - C'_o}{0.75} \quad \text{Ec.(6)}$$

$$C'_o = 0.75 \cdot W_f - 0.77 \quad \text{Ec.(7)}$$

Donde

C'_o es el porcentaje de carbono del acero hipoeutectoide

W_f es la fracción de área de la ferrita

¹⁷ CALLISTER, William, Diagramas de Fases. En: Introducción a la ciencia e ingeniería de los materiales. México, 2002. p. 251-295.

5. METODOLOGÍA

5.1 FASE DE DOCUMENTACIÓN

1. Actividades de búsqueda y localización, de la información documental del procesamiento de imagen y el análisis cuantitativo de muestras metalográficas para aceros de bajo carbono. Para esto se escogerá los artículos más recientes en cuanto a los temas como técnicas de procesamiento de imagen en la determinación de fases metalográficas, análisis cuantitativo de muestras metalográficas de las bases de datos con las que cuenta la universidad como Science Direct, IEEE, Springer Link, entre otros.
2. Actividad de Clasificación de la información documental del procesamiento de imagen y el análisis cuantitativo de muestras metalográficas para aceros. Los artículos encontrados se clasificarán en temas referentes como la automatización metalográfica, procesamiento de imagen, análisis cuantitativo de muestra metalográficas.
3. Actividad de sistematización de la información documental. En este paso se organizarán los artículos por su tema, fecha de publicación y se profundizará en la temática de cada artículo para sacar los aspectos más importantes.

5.2 FASE DE DISEÑO

5.2.1 Sub-fase de diseño Teórico

1. Analizar la información documental recopilada para encontrar soluciones al problema del proyecto.
2. Recopilar información por medio de herramientas como edX, Coursera, entre otros, para entender y conocer los métodos existentes en análisis y procesamiento de imágenes que me permiten la identificación de fases metalográficas y su análisis cuantitativo.
3. Proponer las diferentes alternativas de diseño para la solución del problema de acuerdo a la información analizada y recopilada.
4. Escoger la alternativa de diseño que se adapte más a las necesidades del proyecto a como: tiempo de procesamiento, capacidad de procesamiento, y

porcentaje de error de los diferentes métodos de procesamiento de imágenes.

5.2.2 Sub-fase de diseño detallado

1. Recopilar las imágenes metalográficas, realizadas por estudiantes, de aceros de bajo contenido de carbono sin tratamiento térmico.
2. Reconocer la interfaz y las herramientas del programa en el cual se va hacer el aplicativo.
3. Desarrollar el aplicativo por medio de código del programa seleccionado
4. Implementar la base de datos de las propiedades mecánicas de aceros hipoeutectoides en función de su porcentaje de carbono
5. Implementar las imágenes recopiladas en el aplicativo
6. Realizar el cálculo del porcentaje de las fases presentes en las micrografías por medio del aplicativo, identificando las zonas de color blanco y las zonas de color negro.
7. Determinar el valor de las propiedades mecánicas con la base de datos, partiendo del cálculo de porcentaje de fases realizado por el programa con base al análisis cuantitativo.

5.3 FASE DE PRUEBAS

1. Determinar el porcentaje de fases con el programa imageJ, utilizando la misma muestra de micrografías que se utilizaron el aplicativo
2. Comparar los datos obtenidos en imageJ con los datos del aplicativo
3. Determinar el error de los porcentajes de fases de perlita y ferrita obtenidas con imageJ y el aplicativo.
4. Realizar análisis de costos del proyecto considerando los diversos tipos de insumo, físicos y no físicos.

6. CRONOGRAMA

ACTIVIDADES	AÑO 2018																			
	1 sem	2 sem	3 sem	4 sem	5 sem	6 sem	7 sem	8 sem	9 sem	10 sem	11 sem	12 sem	13 sem	14 sem	15 sem	16 sem	17 sem	18 sem	19 sem	20 sem
Actividad de búsqueda y localización de información documental																				
Actividad de Clasificación de la información documental																				
Actividad de sistematización de la información documental																				
Análisis de información documental																				
Formulación Alternativas de diseño																				
Recopilación de información de técnicas de procesamiento																				
Seleccionar la mejor alternativa de diseño																				
Recopilación de imágenes metalograficas de aceros bajo carbono																				
Reconocer la interfaz y las herramientas del programa																				
Desarrollo del aplicativo mediante el programa seleccionado																				
Implementación de la base de datos en el aplicativo																				
Implementación de las imágenes en el aplicativo																				
Determinar el porcentaje de ferrita, perlita y carbono con el aplicativo																				
Determinar el porcentaje de ferrita, perlita y carbono con el programa imageJ																				
Comparar los datos obtenidos en imagenJ con los datos del aplicativo																				
Calcular y organizar el porcentaje de error entre los datos imageJ y el aplicativo																				
Determinar las propiedades mecánicas usando la base de datos del aplicativo																				
Determinar las propiedades mecánicas con MatWeb usando el porcentaje de carbono proporcionado por ImageJ																				
Comparar los datos de las propiedades obtenidas en imagenJ con los datos del aplicativo																				
Calcular y organizar el porcentaje de error entre los datos de ImageJ y el aplicativo																				
Realizar un análisis de costos del proyecto																				
Redacción del documento final																				

7. PRESUPUESTO Y FUENTES DE FINANCIACIÓN

En el desarrollo del proyecto se ven involucrados diferentes tipos de recurso que son importantes para poder lograr los objetivos propuestos, recursos tales como los que se describirán y relacionaran al final.

7.1. RECURSOS HUMANOS

- Tutor: profesor de la Universidad Distrital encargado de guiar a los ejecutores del proyecto en el avance del mismo y de igual modo, realizar las correcciones oportunas.
- Ejecutores: estudiantes activos del proyecto curricular encargados de llevar a totalidad el proyecto.

Específicamente esto son los dos actores fundamentales que intervienen en el avance del proyecto con un tiempo de participación semanal de 15 horas, por parte de los ejecutores, y 2 horas para el tutor.

7.2. RECURSOS DE SOFTWARE

Corresponde a los programas que se utilizarán durante el desarrollo del proyecto, el costo se estima con base a la duración planteada en el proyecto.

7.3. RECURSOS DE HARDWARE

Hace referencia a los elementos tecnológicos físicos que se usaran durante el desarrollo del proyecto.

7.4. INSUMOS, FUNGIBLES Y GASTOS

Elementos requeridos para el consumo con el fin de la ejecución del proyecto.

Todos los tipos de recursos con su tiempo de uso, valor unitario, valor total y fuente de financiación se encuentran relacionados en la siguiente tabla. Aquellos recursos que se encuentran marcados con (*), en el precio unitario dicho valor hace referencia al costo de la licencia en términos anuales y el costo total se estima aproximadamente para el tiempo de uso en horas durante el progreso del proyecto.

Tabla 1. Costos y fuente de financiación para el desarrollo del proyecto.

RECURSO	HORAS	COSTO UNITARIO	COSTO TOTAL	FUENTE DE FINANCIACIÓN
Tutor	40	\$40.000	\$1.600.000	Universidad Distrital F.J.C
Ejecutores	270	\$16.000	\$4.320.000	Ejecutores
Computadores portátiles	280	\$1.000	\$280.000	Ejecutores
Microsoft Office Word*	100	\$350.000	\$43.000	Ejecutores
Programa para el desarrollo del aplicativo*	180	\$20.390.000	\$4.500.000	Ejecutores
Bases de datos*	120	\$700.000.000	\$3.700.000	Universidad Distrital F.J.C
Impresiones	-	-	\$40.000	Ejecutores
Fotocopias	-	-	\$30.000	Ejecutores
Libros	-	-	\$50.000	Ejecutores
Internet	-	-	\$250.000	Ejecutores / Universidad Distrital F.J.C
Servicios Públicos	-	-	\$150.000	Ejecutores / Universidad Distrital F.J.C
Papelería y otros	-	-	\$35.000	Ejecutores
COSTO TOTAL RECURSOS			\$14.998.000	

Fuente propia

8. REFERENCIAS

ASTM. Determining the Inclusion or Second-Phase Constituent Content of Metals by Automatic Image Analysis. E1245-03. 2 ed. West Conshohocken: ASTM International, 2008. 8 p.

AZIMI, Seyed Majid, *et al.* Advanced Steel Microstructure Classification by Deep Learning Methods. In: Scientifics Reports. 2018, vol 8, no.2128 [cited 25/04/2018], pp. 1-14. Available from internet: < <https://doi.org/10.1038/s41598-018-20037-5>>. ArXiv ID: 1706.06480.

BRAMFITT, Bruce, Structure / Property Relationships in Irons and Steels. Metals Handbook Desk Edition [online]. 1998, vol.1, no.1 [cited 08/05/2018], p.153-173. Available from internet: <https://www.asminternational.org/documents/10192/22533690/06542G_Sample_BuyNow.pdf/ff19fede-0053-4402-a324-e035e3a1bf90>. ISSN. 05435846.

CALLISTER, William. Introducción a la ciencia e ingeniería de los materiales. 1 ed. México: Reverte, 2002, 524 p. ISSN. 842917253X.

CASTRO, Lidia y NOGALES, Alex. AUTOMATIZACIÓN DE LA OBSERVACIÓN METALOGRAFICA DE LAS MICROESTRUCTURAS DE LOS MATERIALES MEDIANTE LA APLICACIÓN DE LABVIEW. Trabajo de grado ingeniero industrial. RIOBAMBA – ECUADOR. Universidad de Chimborazo, 2013. 221p.

FORTUNE, William. Structure and properties of engineering alloys. 2 ed, vol.1. New York: McGraw-Hill, 1996, 630 p.

GARCIA, oscar; PENCUE, Leonario y GAONA, sonia. SISTEMA DE EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS MICROESTRUCUTRALES DE SISTEMAS CERÁMICOS UTILIZANDO TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES. En: Revista Latinoamericana de Metalurgia y Materiales [online]. 2009, vol.s1, no.1 [cited 4/05/2018], pp 327-333. Available from internet: < <http://www.rlmm.org/archivos/S01/N1/RLMMArt-09S01N1-p327.pdf>>.

GRANDE, James.C. Principles of Image Analysis. Metallography, Microstructure, and Analysis. Springer Link [Base de datos en línea]. 2012, vol 1, [cited 8/4/2018], pp. 227–243. Available from internet:< <https://doi.org/10.1007/s13632-012-0037-5>>. ISSN 2192-9270.

KESIREDDY, Adarsh y MCCASLIN, Sara. Application of Image Processing Techniques to the Identification of Phases in Steel Metallographic Specimens. In: Elleithy K., Sobh T. (eds) New Trends in Networking, Computing, E-learning, Systems Sciences, and Engineering. Lecture Notes in Electrical Engineering, vol 312. Springer, Cham. 2015, [cited 12/4/2018], pp. 425-430. Available from internet: < https://doi.org/10.1007/978-3-319-06764-3_53>. ISBN 978-3-319-06764-3.

KESIREDDY, Adarsh y MCCASLIN, Sara. Using Mathematica to Accurately Approximate the Percent Area of Grains and Phases in Digital Metallographic Images. Springer Link [Base de datos línea]. In: Sobh T., Elleithy K. (eds) Innovations and Advances in Computing, Informatics, Systems Sciences, Networking and Engineering. Lecture Notes in Electrical Engineering, vol 313. Springer, Cham. 2015, [Cited 20/04/2018]. . Available from internet: <https://doi.org/10.1007/978-3-319-06773-5_49>. ISBN 978-3-319-06764-3>. ISBN 978-3-319-06773-5.

PATTAN, Prakash.C; MYTRI, V.D. Y HIREMATH, P.S. Classification of cast iron based on graphite grain morphology using neural network approach. SPI. Digital Library [online], 2010, vol.75462S, [cited 6/4/2018], pp.1-6. Available from internet: < <https://www.spiedigitallibrary.org/conference-proceedings-of-spie/7546/1/Classification-of-cast-iron-based-on-graphite-grain-morphology-using/10.1117/12.853286.short?SSO=1>>. Proc. SPIE 7546.

PAULIČ, Matej. Intelligent system for prediction of mechanical properties of material based on metallographic images. Tehnicki vjesnik [online]. 2015, vol.23, no. 6 [cited 22/04/2018], pp. 1419-1424. Available from internet: < <https://doi.org/10.17559/TV-20130718090927>>. ISSN. 13303651.

PEREGRINA BARRETO,H., *et al.* Automatic grain size determination in microstructures using image processing. ScienceDirect [Base de datos en línea]. In: Measurement, vol.46, Issue 1, 2013, [cited 8/4/2018], pp.249-258. Available from internet: < <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2012.06.012>>. ISSN 0263-2241.

PEREZ, Miguel; HERNÁNDEZ, Henry y GÜIZA Geimar. APLICACIÓN PARA PROCESAMIENTO DE IMÁGENES METALOGRAFICAS DESDE PME3. VISIÓN ELECTRÓNICA [online]. 2011, vol.5, no.2 [cited 06/05/2018], pp. 106-121. Available from internet: <<https://revistas.udistrital.edu.co/ojs/index.php/visele/article/view/3574>>. ISSN. 2248-4728.

RELF, G. Christopher. Image processing. En:Image Acquisition and Processing with LabVIEW. 1 ed. Boca Raton: CRC PRESS, 2004. 239 p. ISBN 0-8493-148-1.

WENJUN, Tan, *et al.* Study on Key Technology of Metallographical Image Processing and Recognition. En: 2008 Chinese Control and Decision Conference. IEEE [Base de datos en línea]. 2008, [Cited:4/4/2018], pp. 1832-1837. Available from internet :< <https://ieeexplore.ieee.org/document/4597640/>>. ISSN 1948-9447.